

# 超音波アレイセンサを用いた耐環境型自己位置推定に関する研究

著者	小野 幸彦
学位授与機関	Tohoku University
学位授与番号	11301甲第17086号
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10097/64046">http://hdl.handle.net/10097/64046</a>

博士学位論文

超音波アレイセンサを用いた  
耐環境型自己位置推定に関する研究

平成 27 年度

(平成 28 年 1 月 12 日提出)

東北大学大学院情報科学研究科

応用情報科学専攻

小野 幸彦



# **Study on Self-Localization with Ultrasonic Sensor Array in Consideration of Environment Resistance**

**Yukihiko Ono**

## **Abstract**

The author built the self-localizing system the position estimate precision which suppress the deterioration of the position estimate precision using the ultrasonic phased array sensor under the bad environment and, as choice technique of redundant landmarks under the bad environment, suggested the choice technique based on the sensitivity. In this research, the author provide a framework to design the placement of the landmark and the placement precision for the maximum permissible errors of the estimated position of the robot, and it is applicable as well as the other self-localizing systems.

This thesis discusses the following 11 subjects as the issues of the self-localization of the field robots under the bad environment.

- 1 Environment recognition sensors for the self-localization of field robots needs to be available under the bad environment.
- 2 Odometry error is so large when the field robot moves on an uneven dirt road or an icy road.
- 3 Landmarks become dirty under bad weather and dust.
- 4 Landmark occlusion occurs by obstacles such as trees or buildings and mountain wall.
- 5 In bad weather and soil dust, landmark detection is difficult.
- 6 Observation errors of landmarks are large in the bad weather, soil dust and so on.
- 7 Changes in environment give rise to the error variation of observation.
- 8 Due to the error variation of observation, the error estimation of landmark observation is difficult.
- 9 Error of landmark position is large because it is difficult to arrange the landmarks precisely under the severe environment.



- 10 The setting place of landmark is limited under the severe environment.
- 11 In actual operation, the change of the setting position of landmarks is necessary.

The following is brief summary of each chapter of the dissertation. Chapter 1 introduces the topic of the dissertation and defines how its content is organized.

In Chapter 2, the author have developed a landmark-based positioning system suitable for a field robot to solve 1st, 4th and 5th issues among 11 issues mentioned above. The proposed positioning system uses the ultrasonic sensors which can be used even under a severe environment.

- The 1st issue: Environment recognition sensors for the self-localization of field robots needs to be available under the bad environment.
- The 4th issue: Landmark occlusion occurs by obstacles such as trees or buildings and mountain wall.
- The 5th issue: In bad weather and soil dust, landmark detection is difficult.

On the other hand, the conventional positioning systems using the ultrasonic sensors have the issues that the attenuation of the ultrasonic wave is large in the air and the ultrasonic sensors cause the multipath noise and the interference with each other. By using the phased array sensor, the proposed system solved these issues and made it possible to localize the field robots with high reliability even under the severe environment. The issues taken up in this thesis and the countermeasure to the issues are as bellows.

- Issue 1: In environments with many obstacles, the multipath noise occurs.
- Measure: The proposed self-localizing system sharpens the directivity of the ultrasonic wave and changes arbitrarily wave forwarding directions of the ultrasonic beams so that the ultrasonic wave can avoid the obstacles in environments.
- Issue 2: Because the propagation velocity of ultrasonic wave is slow, the time required for self-localization is long.
- Measure: The proposed self-localizing system makes it possible to control the strength and the width of the beam from the phased array sensor and observe the multiple landmarks at the same time.

- Issue 3: When plural robots self-localize at the same time with the same landmarks, the interference between ultrasonic waves occurs because the landmarks receive plural ultrasonic wave at the same time.
- Measure: The proposed self-localizing system transmits the ultrasonic beam modulated by different pattern signals determined by the ID of the robots and the landmarks receive the signal and distinguish the waves by calculating the cross correlation.
- Issue 4: Because the attenuation of the ultrasonic wave is large in the air, the measurable distance is short.
- Measure: The proposed self-localizing system transmits the strong ultrasonic beam in the direction of which phases of ultrasonic waves correspond and can control the measurable distance.
- Issue 5: In case of self-localization by using only the observed distances to landmarks, the error of self-localization is so large in a specific position.
- Measure: The proposed system solved the issue by using the phased array sensor to measure the distance and direction of multiple landmarks relative to the position of a mobile robot so that the robot can self-localize. By using the distance and direction of plural landmarks, it became possible for our positioning system to use various self-localizing methods.

To solve 6th, 7th and 8th issues among 11 issues mentioned above, in Chapter 3, the author have proposed the method for evaluating and selecting the combination of landmarks which the positioning system observes and the observation (the distance to the landmark or the direction of the landmark) when the field robot is stopped.

- The 6th issue: In bad weather and soil dust, landmark detection is difficult.
- The 7th issue: Observation errors of landmarks are large in the bad weather, soil dust and so on.
- The 8th issue: Changes in environment give rise to the error variation of observation.

Our landmark-based self-localization system uses the sensitivity value expressing the propagation of error from observation error of the landmarks to self-localization error as the evaluation index of the self-localizing method. A notable feature of this method is that it is not affected by actual sensor errors. As a result, an

appropriate self-localizing method can be selected for every robot's position in a workspace once the arrangement of landmarks is given.

In the self-localization of the field robot estimating the position while moving, to solve 6th, 7th and 8th issues among 11 issues mentioned above, the author propose a new self-localization method of mobile robots in dynamically changing environment based on Kalman filter in Chapter 4. The method provides an optimal way to select the best measuring method among several available choices using the variance of errors. To run the Kalman filter, however, some statistical characteristics of individual sensors, e.g. the mean and deviation values of measurement error, are required. Unfortunately, it is difficult to obtain their precise values in real situation. Therefore, the values are determined with the physical characteristics, e.g. resolution of the sensors, and treated as constants in many cases. In practice, there are many factors which affect these values, and they should be treated as variables to localize the robot position more accurately. The authors analyze the change of the variance-covariance matrix of the estimated position with the variable variance of measurement error, and derived the optimal setting of the measurement covariance matrix to be substituted in the Kalman filter for pre-specified range of measurement error. The performance of the proposed method is also validated in computer simulation with MATLAB.

By using the method mentioned in Chapter 3 and Chapter 4, the self-localizing system made it possible to prevent worsening of the self-localizing precision, even under the severe environments that the observation errors of landmarks are not only large, but also the changes in environment give rise to the error variation of observation and the error estimation of landmark observation is difficult.

To solve 2nd issue among 11 issues mentioned above, in Chapter 3 and Chapter 4, the author proposes the way of selecting the suitable self-localizing method based on sensitivity distribution inside the error ellipse of the self-localization even in a case in which the influence of the odometry errors is large and the error of the estimated position before the self-localizing system observes landmarks can not be neglected.

The 2nd issue: Odometry error is so large when the field robot moves  
on an uneven dirt road or an icy road.

The way made it possible to prevent the self-localizing error from being increased by self-localizing with the unsuitable landmarks under the environment in which the odometry error is large.

In Chapter 5, the author proposed the method of landmark arrangement based on the triangle layout whose shape and size decided by the required allowable error to solve 3rd, 9th, 10th and 11th issues among 11 issues mentioned above.

- The 3rd issue: Landmarks become dirty under bad weather and dust.
- The 9th issue: Error of landmark position is large because it is difficult to arrange the landmarks precisely under the severe environment.
- The 10th issue: The setting place of landmark is limited under the severe environment.
- The 11th issue: In actual operation, the change of the setting position of landmarks is necessary.

The method made it possible to re-arrange the landmark arrangement in a short time and suppress the magnitude of the self-localizing error within the required allowable error even in the case that the change of the setting position is necessary or the unusable landmarks occurs under the severe environment.

In Chapter 6, the author evaluate the all methods proposed in the thesis by the simulation of the self-localization of the mining dump truck under the severe environment in the dumping area of the open-pit mining. From the simulation result, it was shown that the proposed self-localizing system can estimate the position of the mining dump truck under the severe environment and the self-localizing error of the mining dump truck can be suppressed under 0.7m for the required maximum permissible self-localizing error value 1m.

In this thesis, the outcome of the research is shown by giving the example of the self-localization while earth carrying in the open-pit mining. The proposed environment resistant self-localizing system is capable of being widely applied to the field of social infrastructure maintenance, the field of plant maintenance, the field of agriculture and the field of disaster response in which the field robots are expected to be used. If the field robots becomes able to move freely even in these severe environments, the usable range and the widths of usage and application of the filed robots are spread and the author expects to lead to new social innovation.



# 目次

第1章	序 論	1
1.1	フィールドロボットの適用分野	1
1.2	フィールドロボットの活動を妨げる悪環境	6
1.3	自己位置推定の課題と従来の研究	12
1.4	本研究で解決する課題	14
1.5	本研究で構築した自己位置推定システム	17
1.6	論文の構成	19
第2章	超音波アレイセンサを用いた灯台型自己位置推定システム	21
2.1	はじめに	21
2.2	超音波灯台を用いた自己位置推定の課題	21
2.3	自己位置推定システムの特徴1（任意方向への超音波照射や指向性を鋭くすることが可能）	23
2.3.1	超音波アレイセンサの原理	24
2.3.2	超音波アレイセンサの性能	25
2.4	自己位置推定システムの特徴2（超音波の音圧を上げることが可能）	30
2.5	自己位置推定システムの特徴3（混信が起きにくく複数のランドマークの同時観測が可能）	34
2.5.1	超音波センサのパルスパターン信号による干渉除去	35
2.5.2	相互相関の計算	36
2.5.3	混信による誤動作	36
2.5.4	Phased Array 型超音波センサにおけるパターン信号を用いた複数ランドマークの同時観測	37
2.5.5	Phased Array 型超音波センサにおけるパターン信号を用いた混信の抑制	39
2.6	自己位置推定システムの特徴4（ランドマークまでの距離だけでなくランドマークの方向を観測可能）	42
2.7	おわりに	46
第3章	停止時におけるランドマークを用いた位置推定	49
3.1	はじめに	49

3.2	ランドマークの選択	49
3.2.1	ランドマークを選択する理由	49
3.2.2	ランドマーク選択に関する従来の研究	51
3.2.3	感度に基づいた計測法の選択	52
3.2.4	本研究における感度の数学的な定義	53
3.2.5	感度を用いた従来の研究	54
3.2.6	感度楕円体を用いた感度の評価	55
3.2.7	感度楕円体の大きさによる感度の評価指標	58
3.2.8	ランドマーク選択の有効性の検証	61
3.2.9	ランドマークの観測手段の反映	65
3.3	感度分布に基づくロボットの経路計画	70
3.4	誤差楕円内の誤差評価に基づくランドマーク選択	76
3.4.1	自己位置の誤差分散の大きさを推定する計算量の削減	77
3.4.2	誤差楕円内の誤差評価に基づくランドマーク選択の有効性の 検証	82
3.5	おわりに	84
<b>第4章</b>	<b>移動時におけるランドマークを用いた位置推定</b>	<b>87</b>
4.1	はじめに	87
4.2	移動時におけるランドマークを用いた位置推定の課題	89
4.2.1	オドメトリによるロボットの自己位置推定	89
4.2.2	ランドマーク観測とカルマンフィルタによる自己位置更新	91
4.2.3	悪環境における観測誤差の変化がカルマンフィルタに与える 影響	91
4.3	カルマンフィルタ適用後の誤差分散に基づくランドマーク選択	93
4.3.1	観測誤差の変動	94
4.3.2	誤差分散の最大値を抑える選択	96
4.3.3	誤差分散の平均値を抑える選択	100
4.3.4	提案したランドマーク選択手法の有効性の検証	101
4.4	誤差楕円内の誤差評価に基づくランドマーク選択	111
4.5	おわりに	112
<b>第5章</b>	<b>悪環境の下でのランドマークの配置・再配置の手法</b>	<b>113</b>
5.1	はじめに	113
5.2	推定位置の要求精度応じた配置	114
5.3	ランドマーク配置の課題と本研究のアプローチ	115
5.3.1	配置三角形の形状による感度分布の変化	116
5.4	配置三角形によるランドマークの配置	125

5.5	提案した配置三角形に基づくランドマークの配置設計法の性能評価	129
5.6	ランドマーク配置における許容配置誤差の導出	130
5.6.1	配置誤差に対する感度の定義	130
5.6.2	配置誤差に対する感度分布	131
5.6.3	ランドマークの許容配置誤差の見積もり方法	131
5.7	おわりに	133
<b>第 6 章</b>	<b>シミュレーションによる提案手法の有効性の検証</b>	<b>135</b>
6.1	はじめに	135
6.2	シミュレーションの想定シーン	135
6.3	シミュレーションに使用するランドマーク観測データ	139
6.4	露天掘り鉱山での放土シミュレーションによる提案手法の有効性の 検証	141
6.5	おわりに	142
<b>第 7 章</b>	<b>結論</b>	<b>143</b>
	参考文献	146
	謝辞	154
	本論文に関連する論文・講演	157





# 目 次

1.1	Disaster Response Robots: Packbot(right) and Quince(left) [1]	5
1.2	Open air mine environment (Loading Area)	6
1.3	Berm detection in the dust environment(Test Condition)	7
1.4	Berm detection in the dust environment( Detection Target)	7
1.5	Berm detection in the dust environment( Generated Soil Dust)	8
1.6	Berm detection result in the dust environment	9
1.7	Particle size of the surface soil in the test field	10
1.8	Relation between wavelength of LIDAR and particle size of surface soil	10
1.9	Dumping area in the open pit mine	16
1.10	Self-localization system by using ultrasonic phased array sensor	17
1.11	Comparison with existing positioning system	18
1.12	Various methods of self-localizaion by ultrasonic phased array sensor	19
2.1	Self-localization system by using ultrasonic phased array sensor	23
2.2	Directivity control corresponding to surrounding environments	24
2.3	Transmitter array	26
2.4	Directivity measurement method of transmitter	26
2.5	Directivity of one transmitter	27
2.6	Directivity of 10 transmitters	28
2.7	Directivity of 6 transmitters and 10 transmitters	29
2.8	Measurement test through soil dust (Right)	30
2.9	Ultrasonic attenuation by soil dust, rain and fog	31
2.10	Relation deriving experiment between number of transmitters and ultrasonic sound pressure	32
2.11	Relation between number of transmitters and ultrasonic sound pressure	32
2.12	Measuring test of distance detection range	33
2.13	Relation between the number of transmitters and measurable distance	34
2.14	A transmitting signal $T(i)$	36

2.15	A ghost of the transmitting signal $Ta(i)$ formed by some received signal . . . . .	37
2.16	Transmitting coded pulse trains . . . . .	38
2.17	Receiving coded pulse trains . . . . .	38
2.18	Waiting time $t_w$ . . . . .	40
2.19	There is the possibility of interference between ultrasonic waves from Robot A and ultrasonic waves from Robot B . . . . .	41
2.20	The robot B control the supersonic wave pressure to reduce the interference of the supersonic waves . . . . .	41
2.21	Self-localization using two Ultrasonic Landmarks . . . . .	43
2.22	Self-localizing error is so large in case that the robot's position $P$ is close to a line linking two points corresponding to the landmark $A_1$ and the landmark $A_2$ . . . . .	43
2.23	Measurement of the distance to a landmark (receiver) by the ultrasonic phased array sensor . . . . .	45
2.24	Measurement of the direction of a landmark (receiver) by the ultrasonic phased array sensor . . . . .	45
2.25	The measurement result of landmark direction . . . . .	46
2.26	Various methods of self-localization by ultrasonic phased array sensor . . . . .	48
3.1	In some cases, observation vector $\mathbf{y}$ consists of several quantities whose physical meanings are different to each other, and individual self-localizing methods using different kinds of physical quantities. . . . .	53
3.2	All $\Delta\mathbf{y}$ in $\ \Delta\mathbf{y}\  \leq k$ are mapped into $\Delta\mathbf{x}^T(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1}\Delta\mathbf{x} \leq k^2$ . . . . .	55
3.3	<i>Sensitivity Ellipsoid</i> for self-localizing method which uses two distances to two landmarks . . . . .	58
3.4	<i>Sensitivity Ellipsoid</i> for self-localizing in two dimensions. The area of the bounding rectangle is equal to $4\sqrt{\det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)}$ . . . . .	59
3.5	An arrangement of landmarks $L_i$ . . . . .	61
3.6	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position. . . . .	63
3.7	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ by selecting a set of landmarks which gives the least value of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for every robot's position (Observation: two distances). . . . .	64
3.8	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two angles between two landmarks for every robot's position. . . . .	64

3.9	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ by selecting a set of landmarks which gives the least value of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for every robot's position (Observation: two angles). . . . .	65
3.10	In case that the error distribution of the observation value follows normal distribution and the standard deviation is proportional to the resolution of observation, the shape of the error ellipse of the observation error change from the oval shape (a) to the circular shape (b). . . . .	67
3.11	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses a distances to a landmark and an angle between two landmarks for every robot's position. . . . .	68
3.12	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ by selecting a set of landmarks which gives the least value of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for every robot's position (Observation: $d, \alpha$ ). . . . .	68
3.13	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ by selecting a set of landmarks which gives the least value of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for every robot's position. . . . .	69
3.14	The distribution of $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$ (right figure) and the selected method (left figure) by selecting a self-localizing method which gives the least value of $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$ for every position. . . . .	69
3.15	The distribution and the contours of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position. . .	71
3.16	the position (broken line) where $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ becomes infinite for the self-localizing method in Fig.3.15. . . . .	71
3.17	The distribution and contours of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position. . . . .	73
3.18	the position (broken line) where $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ becomes infinite for the self-localizing method in Fig.3.17. . . . .	73
3.19	The distribution and contours of $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two angles between two landmarks for every robot's position. . .	75
3.20	the position (broken line) where $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ becomes infinite for the self-localizing method in Fig.3.19. . . . .	75
3.21	The situation in which the reduction of the computational cost C is especially effective. . . . .	77
3.22	Division of the working area of a robot . . . . .	79
3.23	Approximation of sensitivity distribution . . . . .	79
3.24	Approximation of sensitivity distribution in the case where sensitivity distribution is convex. . . . .	79

3.25	The approximate sensitivity distribution and the original distribution of $\det(\mathbf{S})^2$ for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position. . . . .	80
3.26	Calculation way of $\det(\mathbf{S})^2$ . . . . .	81
3.27	Calculation way of $I_i$ which is the integration of $\det(\mathbf{S})^2$ within $\Delta_i$ . . . . .	81
3.28	The integration of $\det(\mathbf{S})^2$ on the error ellipse. . . . .	82
3.29	Simulation condition . . . . .	83
3.30	Simulation Result . . . . .	84
3.31	Enlarged Figure near $G$ . . . . .	84
4.1	Model of a wheeled mobile robot . . . . .	90
4.2	The range of variation of the observation error variance . . . . .	95
4.3	The change of $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ with the observation error variance . . . . .	97
4.4	The distribution of $\hat{\mathbf{p}}_k$ for several choices of Measuring Methods and $\mathbf{Q}$ . . . . .	99
4.5	The fluctuation of $I_{\text{mean}}$ with $\mathbf{Q}(\rho)$ for each methods . . . . .	101
4.6	The change of $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ with the observation error variance . . . . .	102
4.7	The distribution of $\hat{\mathbf{p}}_k$ for several choice of Measuring methods and $\mathbf{Q}'$ . . . . .	103
4.8	Simulation conditions . . . . .	104
4.9	Simulation results of the proposed procedure at the start position . . . . .	104
4.10	Simulation results of the comparison procedure; $\{L_1, L_2\}$ , $\rho = 0$ . . . . .	106
4.11	Simulation results of the proposed procedure . . . . .	107
4.12	Comparison of the variance of $\hat{\mathbf{p}}_k$ between fixed and the best selection of measuring methods . . . . .	108
4.13	Simulation results of the proposed procedure; the best selection, $\rho = 1$ . . . . .	109
4.14	Simulation results of the proposed procedure; the best selection, $\rho = 0.5$ . . . . .	109
4.15	The change of variance of $\hat{\mathbf{p}}_k$ with the value of $\rho$ . . . . .	110
4.16	Simulation . . . . .	111
5.1	Arrangement of Landmarks based on <i>layout triangle</i> . . . . .	117
5.2	The shape of triangle layout is defined by three parameters ( $w, h, s$ ). . . . .	118
5.3	The change of sensitivity distribution with the shape of triangle layout for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position ; The height of the graph shows $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)}$ . . . . .	119

5.4	The change of sensitivity distribution with the shape of triangle layout for self-localization which uses two angles between landmarks for every robot's position ; The height of the graph shows $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)}$ .	120
5.5	Contours of Fig.5.3 . . . . .	121
5.6	Contours of Fig.5.4 . . . . .	122
5.7	The sensitivity distribution of triangle layout; In inside of triangle layout, the sensitivity of self-localization with three landmarks of triangle layout is the upper bound of the sensitivity of the self-localization with more landmarks. . . . .	124
5.8	The position of landmark A is restricted to correlate the shape of triangle layout to the parameters $(w, h, s)$ in one-to-one correspondence. . . . .	125
5.9	Process flow of arrangement of landmarks . . . . .	126
5.10	Distribution of Maximum value of sensitivity in inside of triangle layout for landmark position A (Observation: two distances); in the order of: $w=0.5[\text{m}], 1.0[\text{m}], 1.5[\text{m}], 2.0[\text{m}]$ . . . . .	127
5.11	Distribution of Maximum value of sensitivity in inside of triangle layout for landmark A (Observation: two angles); in the order of: $w=0.5[\text{m}], 1.0[\text{m}]$ . . . . .	128
5.12	The area where landmark A can arrange to satisfy the sensitivity condition ( $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)} < 4$ ), (Observation: two distances, $w = 1.0[\text{m}]$ )	128
5.13	Arrangement area of landmarks . . . . .	129
5.14	Comparison of simulation result . . . . .	130
5.15	Comparison of the distribution between $\text{tr}(\mathbf{S}_L\mathbf{S}_L^T)$ and $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two distances to landmarks. . . . .	132
5.16	Comparison of the distribution between $\text{tr}(\mathbf{S}_L\mathbf{S}_L^T)$ and $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for localization which uses a distance to landmark and an angle between two landmarks. . . . .	132
5.17	Comparison of the distribution between $\text{tr}(\mathbf{S}_L\mathbf{S}_L^T)$ and $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ for self-localization which uses two angles between landmarks. . . . .	132
6.1	Simulation condition . . . . .	136
6.2	Dumping procedure of the simulation . . . . .	137
6.3	The refraction of ultrasonic waves at the boundary surface between different temperature areas . . . . .	138
6.4	Relation among incident angle $\theta$ , temperature difference $\Delta T$ and direction change of ultrasonic wave $\Delta\theta$ . . . . .	138

6.5	Measurement of the observation error of the proposed self-localizing system . . . . .	139
6.6	The location of landmarks used to measure the observation error . .	140
6.7	The observed distance error to landmarks . . . . .	140
6.8	The observed direction error to landmarks . . . . .	141
6.9	Simulation result of the proposed methods . . . . .	141
6.10	The result in case of not using the proposed method . . . . .	142

# 表 目 次

2.1	Specifications . . . . .	27
2.2	Environment and condition of directivity measurement . . . . .	27
3.1	Setting in simulations . . . . .	82
5.1	Maximum value of sensitivity for inside position of triangle layout (S=1) (Observation: two distances) . . . . .	123
5.2	Maximum value of sensitivity for inside position of triangle layout (S=1) (Observation: two angles) . . . . .	123





# 第1章 序 論

従来の移動ロボットは，工場の生産ラインのAGV(無人搬送車)のように，ロボットが活動しやすいように整備された環境で活動していた．すなわち，外乱がほとんどなく，変化や不確実性の小さな環境である．このような環境では，その環境に最適なセンサをロボットに搭載して周囲環境を認識しつつ，決められた手順に従って動作することで，所定の作業を遂行することができる．

一方で近年，公共施設やオフィス，家庭などで活動する移動ロボットが着実に増えている．今後，その活動領域は屋内だけにとどまらず，都市全域や，鉱山，大規模農場など，屋外の広大かつ多様な環境へと拡大していき，さらに，火災現場での消火作業や救助作業など，より厳しい環境への導入が期待されている．そして，これらの環境でも安心して利用できる移動ロボット，所謂フィールドロボットが実現できれば，屋外作業の低コスト化や危険空間での作業負荷軽減・安全性向上などを目的として移動ロボットの応用範囲が飛躍的に広がり，これにより移動ロボットを構成要素として取り込んだ社会インフラが築かれ，新たな社会イノベーションにつながると考える．

## 1.1 フィールドロボットの適用分野

本章では，フィールドロボットの活用が期待されている領域や，実際の活用例について述べる．

NEDOから発刊されたロボット白書2014 [1]では，フィールドロボットに期待される活動分野として，以下の分野が挙げられている．

- (1) 建設分野
- (2) 社会インフラ保全分野

(3) プラント 保全分野

(4) 農業分野

(5) 災害対応分野

## (1) 建設分野

建設分野でのロボット分野におけるロボット導入が期待されている領域には、掘削や運搬などの土木施工や、荷揚げ積み込みなどの港湾作業、解体工事や除雪など、多岐にわたっており、実際に活用されている事例も多数ある。ここでは、鉱山用自律走行ダンプトラックの活用について取り上げる。

新興国の急速な発展などにより、鉱石や石炭等の需要が急増しており、これらを採掘するため世界各地で多くの鉱山が開発されている [2]。

それらの鉱山では、地表面からすり鉢状に掘り進んでいくことで鉱石を採掘する露天掘り法が多く採用されているが、露天掘り法における鉱石は、露天掘り鉱山の最深部の掘削現場(ピット)で掘削された後、地表まで運搬されて精錬される。

このとき、鉱石だけでなく、すり鉢状に掘り進む際に除去しなければならない表土も発生するため、大量の土砂や鉱石をピットから地表まで運搬する作業が必要となる。そこで、一度に大量に運搬するために、巨大な鉱山用ダンプトラックが使用されているが [3]、露天掘り鉱山では、ピットから放土地点まで高低差があるため、大規模鉱山での搬送路は数十 km にもおよび、鉱山用ダンプトラックがピットと放土地点の間を往復するためには、数十分が必要となる。

一方、鉱山用ダンプトラックへの積込作業では、通常、大型の積込機械を使用することで数分で完了するため、積込機械の台数に対する鉱山用ダンプトラックの台数が不足すると、積込機械が鉱山用ダンプトラックの到着を待つ時間が長くなる。そのため、積み込み作業を連続的に行い鉱山の操業効率を向上させるためには、積込機械の台数に対して、十分な台数の鉱山用ダンプトラックおよびそのオペレータが必要となるが、その場合には、人件費が増大する。このように、操業効率と人件費にはトレードオフの関係がある。

また、露天掘り鉱山の搬送路は、すり鉢状に掘り進んだ掘削面に設けられており、搬送路の両脇は、片側が切羽、片側が崖となることが多い。したがって、切羽に衝突したり、崖から落下するなど、鉱山用ダンプトラックオペレータのちょっとした操作ミスが重大事故につながってしまうのだが、鉱山用ダンプトラックのオペレータは長時間単調な作業を強いられるため、居眠り運転やオペレータの疲労などにより操作ミスが発生するリスクが高い。

以上の課題、すなわち、

1). 操業効率の向上と人件費の削減の両立

2). 操業の安全性向上

を解決するためには、オペレータがいなくても走行が可能な鉱山用自律走行ダンプトラックを開発することが有効であると考えられる。

自律走行によりオペレータが不要となることで、操業効率の向上を目的としたダンプトラックの台数増加に伴う人件費の増大を抑えるとともに、オペレータの操作ミスによる重大事故を防止することで安全性の高い鉱山をも実現できる。

## (2) 社会インフラ保全分野

社会インフラ保全分野でのロボット導入の主な目的は、長年にわたって整備された社会インフラの点検作業の効率化と、それらインフラの補修やメンテナンスである。このような社会インフラには、大きく分けて、社会資本、公共インフラ、ライフラインの3種類ある。ここで、社会資本には、道路や河川、上下水道、港湾、海岸、空港などがあり、公共インフラには、鉄道や地下鉄、ライフラインには、電気、ガス、通信などがある。

これらの社会インフラに対し、ロボットの導入が期待されているのは特に屋外環境や特殊環境での調査や作業であり、特に、①計測精度の信頼性、②現場運用の耐久性と、③環境変化のロバスト性の3つの性能をもつフィールドロボットの実現が期待されている [1]。

このような社会インフラ分野でのフィールドロボットの活用事例には、河川の堤防点検がある。河川法の改正が2013年に行われ、ダムや堤防などでは1年に1回以上の点検が義務化された。今のところ、堤防の点検は人が

目視により実施しているが，このような目視による点検には，多くの人員と時間が必要となる．そのため，フィールドロボットによる点検業務の省力化は，このような点検作業の効率化を図るための技術として期待されている．そこで，国土技術政策総合研究所や近畿地方整備局では，MMS( モービルマッピングシステム) を活用した堤防点検の検証が進められている [4]．

### (3) プラント 保全分野

プラント 保全分野におけるロボット導入の目的には，プラントの性能を維持したり改善したりする設備の管理や保全，改修作業の効率化などがある．

そのようなフィールドロボットの活用例として，石油コンビナートでのプラントメンテナンスの自動化がある．石油コンビナートにおいては，事故を未然に防ぎ，操業の安全性を向上させることが課題とされているが，そのような事故の増加要因には「設備の劣化」と「熟練作業員の減少」が挙げられており，これらの課題を解決する施策のひとつが，このプラントメンテナンスの自動化( 省人化) である．

石油コンビナートの敷地内には，円筒状の装置群やタンク群が多数配置されており，一つ一つが巨大である．また，それらの装置やタンクは大小様々な配管によって繋がれており，1 つのプラントの配管の長さは数百から千 km にも及ぶ．したがって，これらの設備群やタンク群，配管の点検の省力化は非常に重要であり，フィールドロボットによる点検効率の大幅な向上が期待されている [1]．

### (4) 農業分野

ロボットを農業分野に導入する主な目的は，農作業の省力化である．日本では，農家の高齢化が急速に進んでおり，農地を維持できない高齢者から農地を借り受けたり，譲り受けたりし，大規模化をはかる大規模農家や営農団体が少しずつ増えてきた．このような農家や営農団体は，収益も多く，さらなる大規模化にも積極的だが，農業機械の熟練オペレータの不足が問題となっており，フィールドロボットの導入による農作業の自動化や省力化が期待されている．今後，農業人口の減少がさらに進めば，農地の集約も進み，広大な農地の管理も必要となるため，ロボットの導入は必然であると考える．

農業分野におけるフィールドロボットの活用事例としては、ロボットトラクタやロボットコンバインなどがあるが、このようなトラクタやコンバインの自律走行については、すでに長い間研究されてきており実用化も近い。また、作物や農地の状況を計測しながら適切に農作業を実施する、いわゆる精密農業も、フィールドロボットの有力な適用先である [1]。

#### (5) 災害対応分野

他の4分野においては、フィールドロボットの導入目的として、作業の効率化が重要視されていたが、災害対応分野におけるフィールドロボットの導入目的では、人間(作業員)のリスク低減が重視されている。

すなわち、火災や震災の現場や、事故現場、火山等の避難地域など、救助や復旧のため、現場での作業が必要となったときに、作業員に代わって危険な現場に入り、必要な作業を迅速かつ確実に実施することが、フィールドロボットには期待されている。このとき、フィールドロボットには過酷な環境においても、高い信頼性をもって動作することが要求される。

このような災害対応分野で活用されたフィールドロボットとしては、東日本大震災において福島第一原発事故の原子炉建屋内での調査に活用された PackBot(図1.1: 左図)や Quince(図1.1: 右図)などがある。また、雲仙普賢岳では、建設機械による無人化施工の実証試験が行われている [1]。

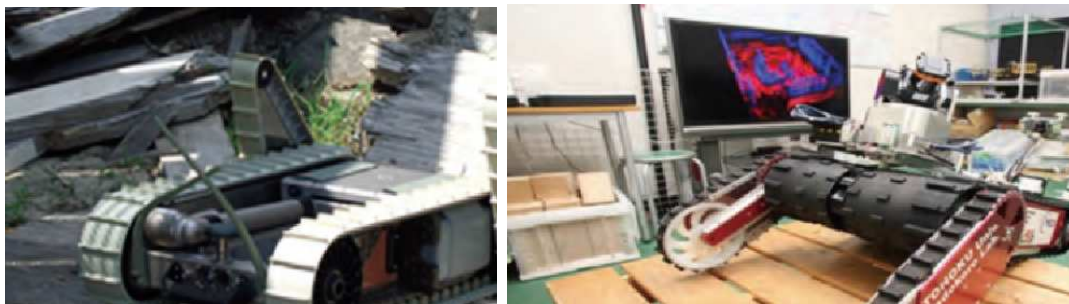


Fig. 1.1: Disaster Response Robots: Packbot(right) and Quince(left) [1]



## 1.2 フィールドロボットの活動を妨げる悪環境

前節で挙げたフィールドロボットの利用が期待されている現場では，雨や雪が降っていたり，土埃や粉塵が巻き上がるような，いわゆる悪環境の中でこそロボットが活動することを望まれている．しかしながら，悪環境の中での周囲環境やロボット状態の認識には課題が多く存在する．

ここで，悪環境として露天掘り鉱山環境を例にあげ，移動ロボットに近年よく使用されるようになったLIDARによる環境認識の課題について説明する．

多くの露天掘り鉱山環境においては，表土が乾いた状態になることが多く，ダンプトラックの走行によって自車後方へ濃い土埃が持続的に舞い上がる．これにより積込み場では，ショベルの掘削とダンプトラックへの積込み作業によって周囲一面に土埃が舞い上がり，作業中は掘削した切羽がほとんど見えない状況である (図1.2)．



Fig. 1.2: Open air mine environment (Loading Area)

この状況がLIDARによる環境認識に与える影響を確認するため，土埃が舞い上がる中での車止め（盛土）検出試験を実施した．ここで，LIDARは高さ 1.8m 位置に下向きに取り付け，LIDAR から約 8m 離れた位置に高さ 1m の盛土を構築した． (図 1.3, 図 1.4)

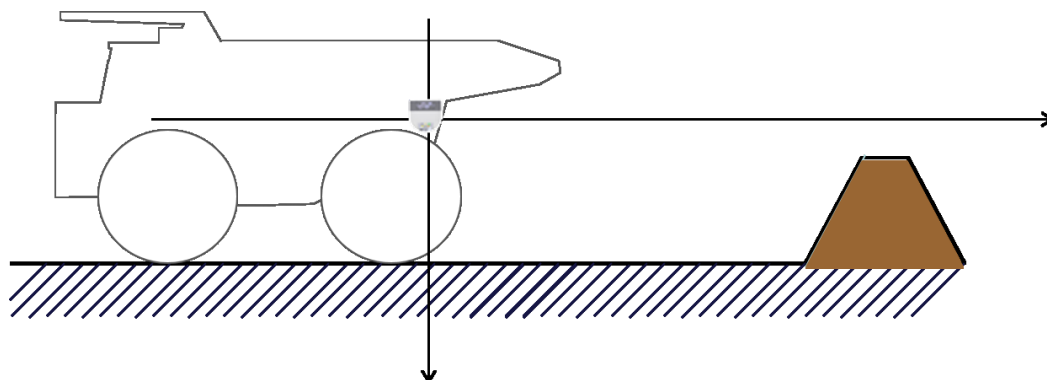


Fig. 1.3: Berm detection in the dust environment(Test Condition)



Fig. 1.4: Berm detection in the dust environment( Detection Target)

この盛土と LIDAR との間の空間 (LIDAR より 4m から 8m までの範囲) を、乗用車で約 5 分間走行し続けて図 1.5 のような土埃を発生させ、土埃が舞い上がっている間、LIDAR を使用して盛土の傾斜面と垂直な面に沿って地面をスキャンした。





Fig. 1.5: Berm detection in the dust environment( Generated Soil Dust)

LIDARのスキャン結果を図1.6に示す．図1.6はスキャンデータの累積図であり，図の横軸はLIDAR位置直下の地面を原点とし，盛土方向へX軸をとり，LIDARの測定データをX軸へ射影した距離値である．縦軸は経過時刻である．図から明らかなように，濃い土埃の影響で，ほぼ全域に亘ってデータ欠損が発生している．

また，センサの検出性能(反射率10%の対象物に対して最大検出距離8m)に対して，通常ならレーザーの反射強度が十分強いはずの4m付近でも土埃の影響で路面が検出できていない．

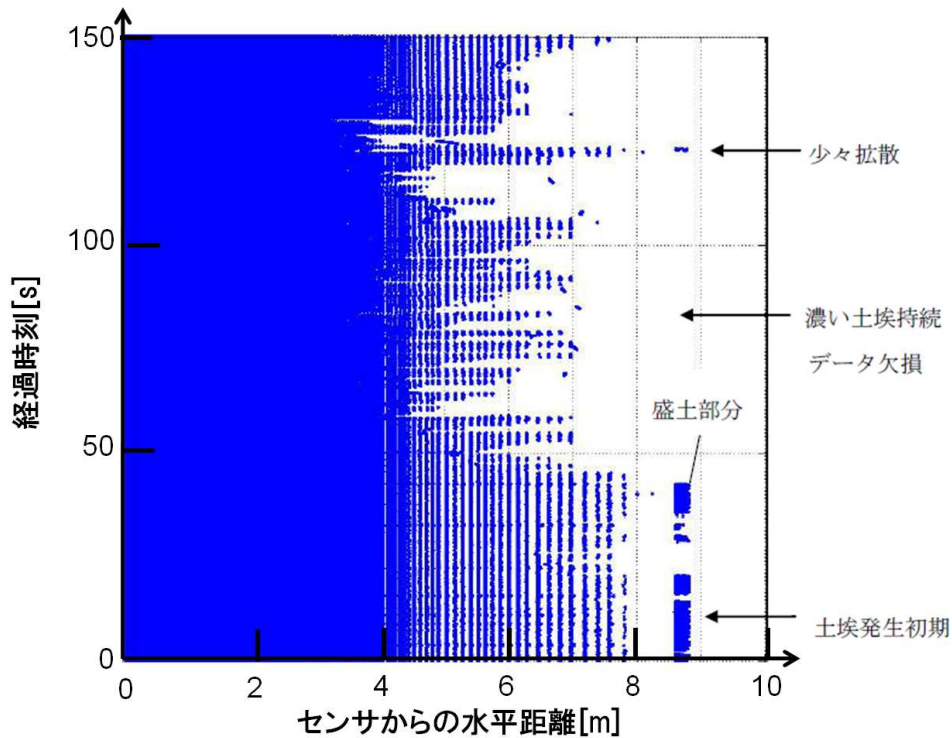


Fig. 1.6: Berm detection result in the dust environment

ここで、LIDARが投射するレーザ光の波長と土埃の関係について考察する。

図1.7と図1.8に、鉱山環境で採取した表土の粒径分析と、センサ測定波長域と表土粒径の関係を示す。図1.7は表土を一定量取り、2mmメッシュの第1段階、0.4mmメッシュの第2段階にかけた結果である。容量的には第2段階残渣が7割程度占めており、この細かい残渣が車両の走行によって舞い上がり、長時間空中を漂う土埃としてセンサ検出へ影響を及ぼすと考えられる。この残渣は、拡大図からの寸法分析により、 $100\mu\text{m}$ 前後の粒径を持つことが判明している。図1.8は、残渣部の粒径とLIDARの測定波長域を対数軸に重ねて図示したものである。図より明らかなように、LIDAR測定波長は土埃として漂う残渣の粒径より十分小さい。このため、LIDARから投射されるレーザ光は、土埃粒子によって幾何光学的に散乱されてしまう。この散乱によって、土埃の奥にある対象物までレーザ光が届かず、対象物までの距離を誤検出すると想定される。

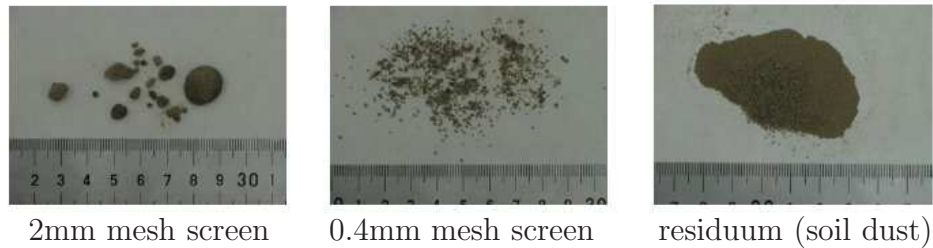


Fig. 1.7: Particle size of the surface soil in the test field

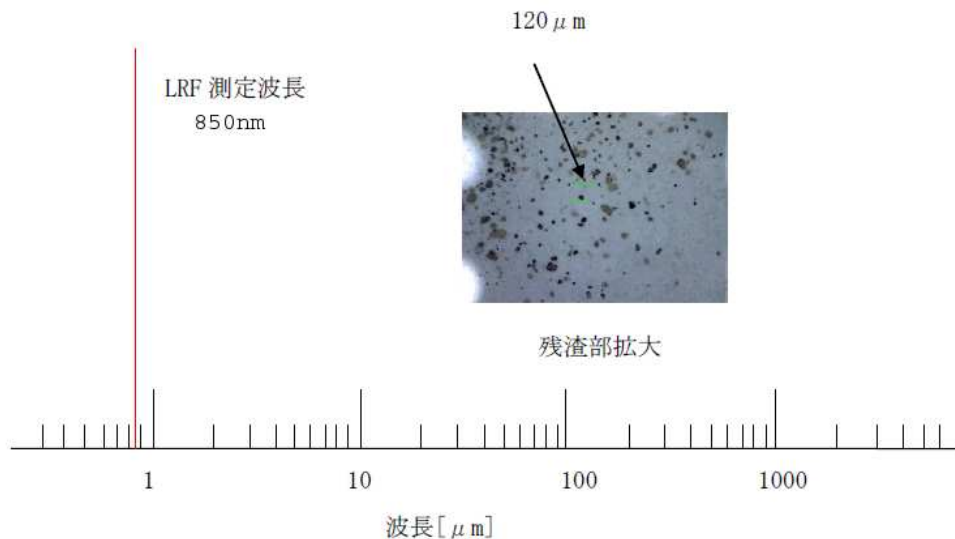


Fig. 1.8: Relation between wavelength of LIDAR and particle size of surface soil

以上，露天掘り鉱山環境でのLIDARによる車止め検出を例に挙げて，悪環境での環境認識の課題について説明したが，LIDARに限らず，フィールドロボットの環境認識には多くの課題が存在する．

例えば，一般的な可視光カメラは，雨や霧，雪などの天候条件，夜間の暗闇などの日照条件，さらには土埃が巻き上がる悪環境では使用できなくなる．一方，路面凹凸なども，車両に振動が生じることによりカメラ撮像に影響を与える．

LIDARは日照条件には強いが，前述のように土埃によって検出域を制限されたり，逆に，雨や雪などの粒子を過検出してしまい障害物検出における誤

検知の要因となるなどの問題もある。

ミリ波は，上記のような環境でも使用できるが，路面の状態によっては誤検出が生じる．また，このようなセンサ性能による制約の他にも，カメラ，LIDAR，ミリ波は，それぞれの法規制の下で使用されるため，照射するレーザーやミリ波の強度や周波数帯，プライバシーへの配慮などが求められる．

超音波センサは，雨や雪，土埃など浮遊粒子や，金属物体が周囲にあっても使用できるが，検出距離が短いことと，また，風の影響を考慮したり，周囲に障害物が多い場合には，マルチパスの影響を考慮しなければならないという課題がある．

フィールドロボットの適用が期待される場所において，環境認識を妨げる主要因を列挙すると以下ようになる．

天候条件	雨，霧，雪，風
浮遊粒子	土埃，砂塵，地吹雪
路面状況	凹凸，傾斜，凍結，積雪，ぬかるみ，水たまり，轍
周囲地形	山壁，盛土
地形変化	鉱山，地震，噴火
静止障害物	建屋，施設（タンク，配管），植生
移動障害物	車両，人，動物
日照条件	夜間，影，センサ面への直射
電波障害	送電線，電波干渉
災害	火災（炎，煙，熱），台風（強風，豪雨），洪水（道路浸水，崖崩れ）
法規制	電波法 [5]，レーザーの安全基準，プライバシー権

上に挙げたフィールドロボットの環境認識の妨げとなる悪環境のうち，天候条件や浮遊粒子に対する環境認識のロバスト性は，フィールドロボットの移動機構の改善，フィールドや法律の整備のように，センシング以外の部分で改善することは難しく，これを改善するためには，センシングそのもののロバスト性の向上，すなわち，センサデバイスの性能向上や，その使い方の工夫が必要となる．

ここで，霧や雨，雪などの天候変化，砂埃の巻き上がり，火災時の水蒸気や煙などは，粉体工学的視点では，水や氷，砂などの粒子が気層中に分散している環境と考えることができる．

気層中に分散された粉体粒子の光学的性質，音響的性質，磁氣的性質，電氣的性質には，粒子状物質である場合に特徴的な変化が表れ，その変化は，粒子の種類だけでなく，粒子径や粒子形状，粒子密度にも影響される．

一般的に，これらの粒子の種類，粒子径，粒子形状，粒子密度は場所や時刻によって異なるため，光学的，音響的，磁氣的，電氣的観測のいずれかが困難でも，その影響を回避できるように，フィールドロボットには，カメラやLIDARなどの光学的センサだけでなく，電波を使用するミリ波センサ，磁気センサ，超音波センサといった，複数のセンサを搭載し，適切に使用することが重要である．

### 1.3 自己位置推定の課題と従来の研究

フィールドロボットのような移動ロボットの自己位置推定は大きく，a) ロボットの運動を内界センサで観測する方式と，b) ロボットの周囲の物体を外界センサで観測する方式に分けることができる．

このうち，a)の代表的な手法には，オドメトリがある．

オドメトリとは，車輪の回転から得た，車輪接地面とロボットとの相対速度を積分し，出発点からの移動量を算出することで位置同定を行う方法であり，従来は，2次元平面上での位置推定に用いていたが，最近では，ジャイロや姿勢センサなどを併用し，3次元位置推定を行う研究もある [6]．

この手法は位置推定までに必要な時間が短く，また内界センサだけを用いるため未知環境でも位置同定が可能である．その一方で，路面に凹凸や傾斜があったり，凍結，積雪，ぬかるみがあるような悪環境では，車輪の滑りや車輪接地面の状態変化などによって移動量の正確な推定は難しく，その誤差がロボットの移動に伴って蓄積していくという重大な問題を有している．このような誤差を抑えるために，これまでに多くの研究がなされてきた．例えば，オドメトリによる位置推定精度に特に大きな影響を与えるロボットの姿勢の推定精度を，ジャイロを利用することで向上させようとした研究がある [7-10]．しかしながら，誤差が累積されるということの根本的な解決には至らず，悪環境で利用されるフィールドロボットにおいて単独で用いられることはほとんどない．



一方、b)の方式には、はじめに画像を記憶するための記録走行を行って経路表現を生成した後で、その経路表現に含まれる画像と現在の画像との比較・対応付け(マッチング)を行うことで自己位置の認識を行う方法 [29–32] や、移動ロボットからレーザビームや超音波を水平面内で回転走査して得た、周囲の反射点までの距離情報とあらかじめ与えられた環境情報との相関をとることで自己位置を推定する方法 [26, 27] 等がある。

これらの方式は、比較的広範囲の環境を観測して地図とのマッチングを行う必要があり、雨や雪が降っていたり、霧や土埃が発生するような悪環境では、使用しているセンサの検出範囲が狭くなったり、雨や雪がノイズとなってマッチングの障害となる。

また、ロボットとの相対的な位置関係によって、見え方(CCDカメラで撮影した画像上での大きさや形状)が異なる人工的なランドマークを用意し、そのランドマークを用いて位置を計測する方法 [11–13] も b)の方式に属するが、悪環境のように、ランドマークが汚れたり、障害物による隠れ(オクリュージョン)が発生しやすい環境では使用が難しい。

これに対し、b)に分類される自己位置推定法の中でより広く用いられている方式に、ロボットが観測可能な複数のランドマークのうちのいくつか、あるいは全ての相対的な位置関係を記した環境地図をロボットに与えておき、その地図に記されたランドマークを観測して得た情報と環境地図とを、比較・照合することによりロボットの自己位置を推定する方式というものがある。ここで、ランドマークを観測することによって得る情報は、“ランドマークまでの距離”や“ロボットから見たランドマーク間の角度”などといった情報である。

悪環境においてランドマークを用いる最大の利点は、その高い認識率にある。悪環境でも確実に認識できる設置位置が既知のランドマークがあれば、フィールドロボットはそのような環境の中でも様々な作業に従事することが可能となる。

この方式の自己位置推定法には、ロボットの作業環境内に人為的に複数のランドマークを配置しておき、それらのランドマークとの位置関係を計測することで移動ロボットの位置を同定する方法 [14–19]、環境中に既に存在

するドアや柱，蛍光灯などをランドマークとして利用し，ロボットの位置を計測する方法 [6,7,22–25]，人工衛星からの距離をもとに位置を計算する方法 (GNSS 測位) [33,34]，ランドマークを環境中に配置するのではなく，ロボット上に配置することで，複数台のロボットの相対位置・姿勢を相互に計測する方法 [35]，お互いの位置関係を計測するセンサを装備した複数のロボットが，常に少なくとも 1 台以上のロボットを静止させながらロボット群全体を移動させていき，静止ロボットが他のロボットのランドマークとして機能しながら，測量を繰り返していくことで位置同定する方法 [36,37] などがある．

このうち，既存の物体をランドマークとした自己位置推定では，新たな設置コストが不要となるという利点があるが，屋外の悪環境においては，物体の形が必ずしも一様ではなかったり，汚れに対する対処が必要となる．

一方，GNSS 測位は，地球上の絶対位置情報が得られることや天候の影響を受けにくいことから，特に屋外の広範囲で活動するフィールドロボットの自己位置推定によく用いられる．ただし，一般的に使用されるディファレンシャル GPS は良好な条件でも 0.3m 程度の誤差 (RMS) を持ち，複数の衛星から信号を受信して位置計測するため，捕捉する衛星数が少なくなるとさらに誤差が大きくなる．衛星からの信号は建物，山，樹木など高い障害物による反射の影響を受け，大きくずれた，誤った位置を示すことがある．

本節では，悪環境における自己位置推定の課題について述べてきたが，次節では，これらの課題のうち本研究で解決する課題について述べる．

## 1.4 本研究で解決する課題

本研究の目的は，屋外の悪環境の中でも，フィールドロボットが作業遂行に必要な自己位置推定精度を満たすことができるようにすることにある．すなわち，本研究では，要求された自己位置推定精度を満たすことができれば，自己位置推定精度を必要以上に求めない．この立場において，本研究では，フィールドロボットが悪環境下で位置を推定するための課題のうち，本研究で解決をめざす課題として下記の 11 項目を設定した．

- 1 位置推定に使用する外界認識用センサに耐環境性 (防水性，防塵性，広

- い動作温度など)が求められる
- 2 オドメトリによる推定位置の誤差が大きい
  - 3 悪天候や土埃などでランドマークが汚れたり, 壊れたりする
  - 4 障害物によるランドマークの隠れ(オクリュージョン)が発生する
  - 5 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの検出が難しい
  - 6 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの観測誤差が大きい
  - 7 時刻や場所で環境が変動するためランドマークの観測誤差が変動する
  - 8 時刻や場所で観測誤差が変動するため観測誤差の大きさの推定が難しい
  - 9 ランドマークの精度のよい設置や設置位置計測が難しいため, ランドマーク地図のずれが大きい
  - 10 ランドマークを設置できる場所が制限される
  - 11 ランドマークの設置位置変更が必要となる場合がある

本研究では, 前節で挙げた課題では, 主に課題6 ~ 課題11 に対して解決を図る. なお, 課題2 ~ 課題5 については, それぞれ, ランドマークにより修正した自己位置が極端に大きくなることを防ぐ方法, 環境に応じてランドマークの検出の信頼性を向上させる方法, ランドマークの追加や再配置によって位置を推定する方法, 障害物を避けてランドマークを観測することでオクリュージョンが発生しにくくする方法というように, 課題に対する根本的な解決策ではないが, 悪環境の影響を低減する方法を提示する.

ここで, 上に挙げた11 項目の課題が現れる環境としては, 露天掘り鉱山でのダンプトラックによる放土作業がある.

露天掘り鉱山では, 掘削した鉱石や土砂を積み込んだダンプトラックが, 搬送路を走行後, 運んできた鉱石や土砂を放土場で降ろすといった作業が発生する. この放土作業には主に, 表面放土, 崖下放土, 立坑放土の3 種類があるが, ここでは, 土砂(鉱石が含まれない)を崖下に放土する崖下放土を取り上げる.

放土場での放土作業は, ①放土場への侵入, ②切り返し点での停止, ③後退しながら崖へのアプローチ, ④崖の手前での精確な停止, ⑤崖下への土砂の放土, といった流れで行われ, 特に, ⑤崖下への土砂の放土の際には, 車両が崖下に転落せず, かつ, 土砂を崖下に降ろせる位置に停車する必要がある



り、高い信頼性をもった位置推定が求められる。

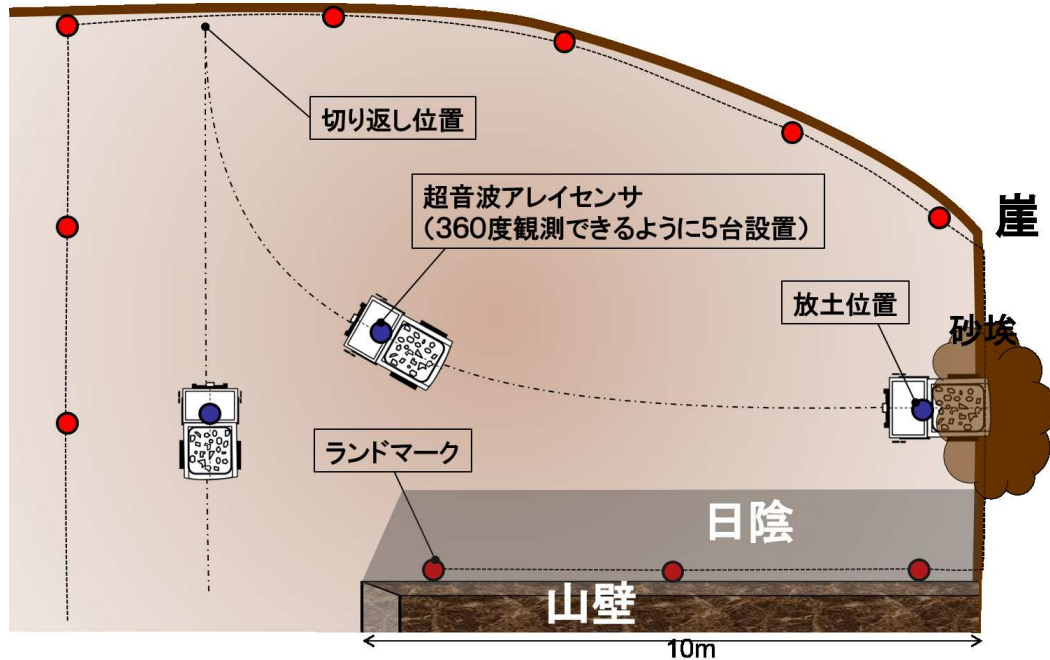


Fig. 1.9: Dumping area in the open pit mine

ここで、放土場ではこぼれた土砂で路面に凹凸が生じやすく、③のアプローチにおけるオドメトリの誤差が大きくなる(課題2)。また、放土作業は複数台のダンプトラックによって次々と実施されており、他のダンプトラックによってランドマークの隠れが生じるだけでなく(課題4)、③、④の崖近傍においては土埃が発生しやすく(課題1, 5, 6)、土埃の状況は他のダンプトラックの動作にも依存するため一様ではない(課題7, 8)。この土埃は、観測誤差の大きさを拡大する要因となるだけでなく、ランドマークに付着し、その厚みが増していくと、それを検知し取り除くまでランドマークが使用できなくなる(課題3)。

ランドマークの設置位置は、ダンプトラックの走行の邪魔にならない場所に設置する必要があるが(課題10)、鉱山では同じ場所にのみ土砂を降ろすことはせず、通常は放土位置をずらしていくため、それに応じてダンプトラックの走行ルートが変更され、その結果、ランドマークの設置できる位置も変わっていく(課題11)。また、ランドマークの高精度な設置は作業員の労力も含めたコストが大きくなるだけでなく、露天掘り鉱山環境では風雨

にさらされるため，その設置位置精度を保つことが難しい(課題9)。

## 1.5 本研究で構築した自己位置推定システム

前章で挙げた11課題を解決し，悪環境であっても高い信頼性をもった自己位置推定を行うため，同時に複数のランドマークの方向に超音波ビームを送信することができる Phased Array 型超音波センサを使用し，ランドマークまでの距離と方向を観測して位置を求める自己位置推定システムを構築した．構築したシステムの概要を図1.10に示す．

この自己位置推定システムにおいて，超音波アレイセンサを搭載したロボットは，送信方向に対応したIDのパターン信号を付加した超音波を複数の方向に送信し，超音波受信素子で構成されたランドマークから，受信信号の送信方向IDと受信時刻を受け取ることで，ランドマークの距離と方向を測定することができる．詳細は，2章で説明する．

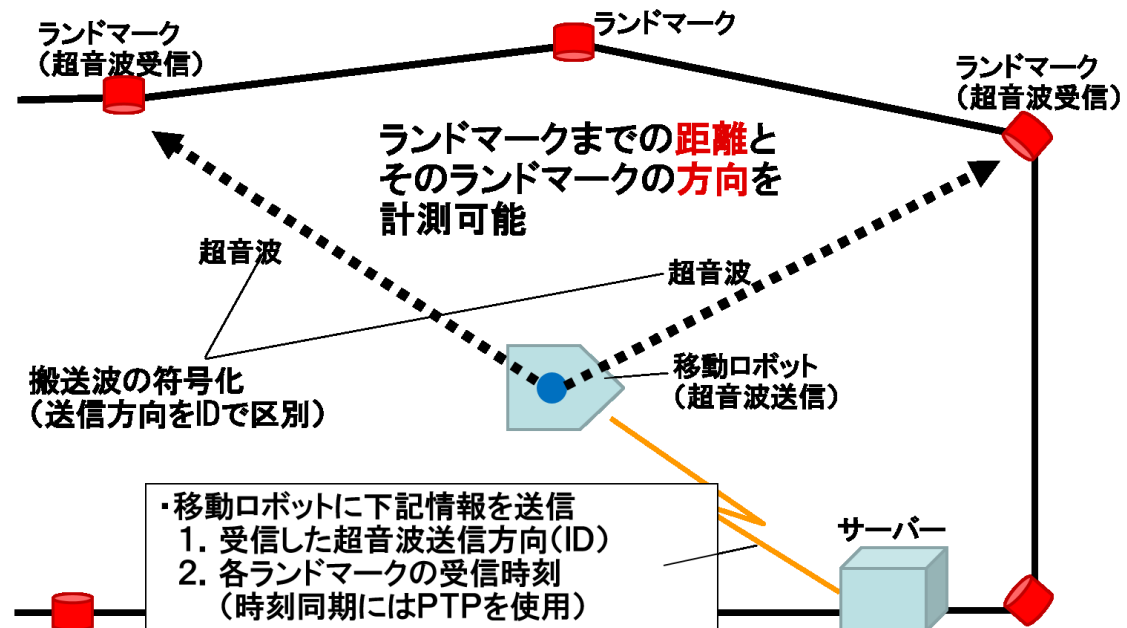


Fig. 1.10: Self-localization system by using ultrasonic phased array sensor

この超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムを，屋外で 사용되는既存の自己位置推定方法と比較した。(図1.11)

超音波アレイセンサを用いた自己位置推定と GPS(GNSS), カメラ, LIDAR を使用した自己位置推定とを比較すると, 検出範囲や検出精度に関しては, 既存の手法に比べて劣っているが, (a) 砂埃や雨, (b) 山壁や建物, (c) 夜間などの計測において, 性能が劣化しにくい。

	検出範囲	計測精度	ランドマーク認識	砂埃・雨	山壁・建物	夜間
GPS	◎	○※1	◎	○	×	○
カメラ	○	○	△	△	○	×
LIDAR	○	◎	×	△	○	○
提案システム	△	△	○	○	○	○

Fig. 1.11: Comparison with existing positioning system

また, ランドマークまでの距離だけでなく, ランドマークの方位をも測定できるため, 使用可能なランドマークの数が少ない場合でも, 自己位置推定を求める複数の方法(図2.26)が存在する。そこで本研究では, これら複数の自己位置推定方法から, 悪環境に対しても自己位置推定精度のロバスト性が高い自己位置推定方法を適切に選択する手法や, そのような選択を前提とした悪環境のもとで有効な配置手法を検討した。詳細は, 3 章, 4 章, 5 章で述べる。

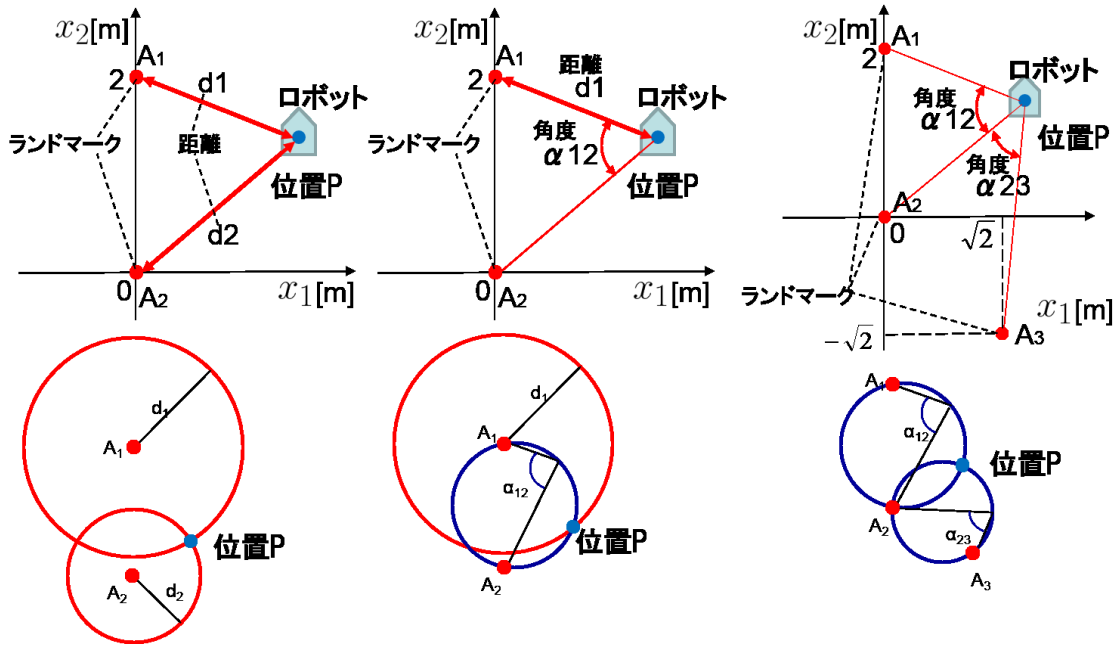


Fig. 1.12: Various methods of self-localizaion by ultrasonic phased array sensor

## 1.6 論文の構成

本論文では、1.4節で挙げた11項目の課題に対する解決策を各章で検討する。

まず、第2章では、課題1，課題4，課題5の解決するため、悪環境に強いとされる超音波センサを使用し、一方で、その短所である狭い観測範囲やマルチパス、混信が生じるといった問題点を超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムを構築する。

次に、課題6，課題7，課題8を解決するため、第3章では、ランドマークの観測誤差から自己位置誤差への誤差伝播を表す感度の大きさを評価指標として、自己位置推定に使用するランドマークやその観測（距離，相対角度）の組み合わせを選択する手法を構築する。また、第4章では、移動時の位置推定に関しては、悪環境の影響で、カルマンフィルタ適用後の誤差分散が大きくならないように使用するランドマークを選択し、環境に応じたパラメータをカルマンフィルタに設定する方法を構築する。また、課題2に対しては、オドメトリ誤差が大きく、ランドマーク観測時点での推定位置のズレが無視できない場合でも、自己位置の誤差楕円内の感度分布に基づきランド

マークを適切に選択する方法を構築する。

また，第5 章では，課題3，課題9，課題10，課題11 を解決するため，推定位置の許容誤差に応じた形状の配置三角形を使用してランドマークを配置する方法を構築する。

第6 章では，露天掘り鉱山での放土作業での自己位置推定を想定したシミュレーションによって，第2 章から第5 章で提案した手法を評価する。

最後に，第7 章において全体をまとめる。

## 第2章 超音波アレイセンサを用いた 灯台型自己位置推定システム

### 2.1 はじめに

本章では，前章で挙げた11項目の課題のうち次の3つの課題を解決し，過酷な環境であっても高い信頼性を保ちつつ自己位置を推定できるように，超音波灯台を用いた自己位置推定方法を検討する．

- 課題1 位置推定に使用する外界認識用センサに耐環境性が求められる
- 課題3 障害物によるランドマークの隠れが発生する
- 課題4 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの検出が難しい

### 2.2 超音波灯台を用いた自己位置推定の課題

超音波送信素子もしくは受信素子をランドマークとした超音波灯台による自己位置推定の長所には次のものがある．

- 光学センサ(カメラ，LIDARなど)を使用した自己位置推定よりも霧や雨，煙，砂埃に強い．
- 日照条件の影響を受けないため，暗い場所でも使用できる．
- 灯台からの応答を得ることで，自己位置推定の信頼性を確保することができる．

一方，短所には下記の点がある．

- (1) 周囲に障害物が多い環境ではマルチパスが発生する．
- (2) 空気中では超音波の減衰が大きく観測可能な距離が短い．

- (3) 超音波の伝搬速度が遅いため、位置推定に要する時間が長い。
- (4) 複数のロボットが同時に超音波を送信し位置を推定しようとするすると、ランドマークが複数の超音波を同時に受信してしまい混信が生じる。  
(ランドマークを送信機側とした場合には、ロボットが複数のランドマークからの超音波を同時に受信することで同様の課題が生じる)
- (5) 距離のみの観測の場合では、特定の位置で誤差が極端に大きくなる。

本研究では、超音波灯台の長所を生かしながら短所を改善することで、先に挙げた悪環境下での自己位置推定の課題1，課題3，課題4を解決し、過酷な環境の下でも信頼性が高い計測が要求されるシーンでも、ロボストに位置推定を行うことができる図2.1に示す超音波灯台を用いた位置推定システムを構築した。

超音波アレイセンサを搭載したロボットは、送信方向に対応したIDのパターン信号で符号化した搬送波を複数の方向に送信する。超音波受信素子で構成されたランドマークは、受信した信号とパターン信号との間で相互相関をとり送信方向IDと受信時刻を検出するとともに、ランドマークの方向も算出する。これらの値(送信方向ID, 受信時刻, ランドマーク方向)は、サーバーを経由してロボットに無線で送られ、受信時刻と送信時刻との差から距離を導出する。以上のプロセスを経て、ロボットは、ランドマークの距離と方向を測定することができる。なお、ロボットとサーバーとの間は、PTPを利用することで $1\mu\text{s}$ 以下の精度で同期することが可能となる。

次の2.3節から2.6節では、超音波灯台の5つの短所(1)~(5)を改善するべく構築した超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムの特徴について述べる。

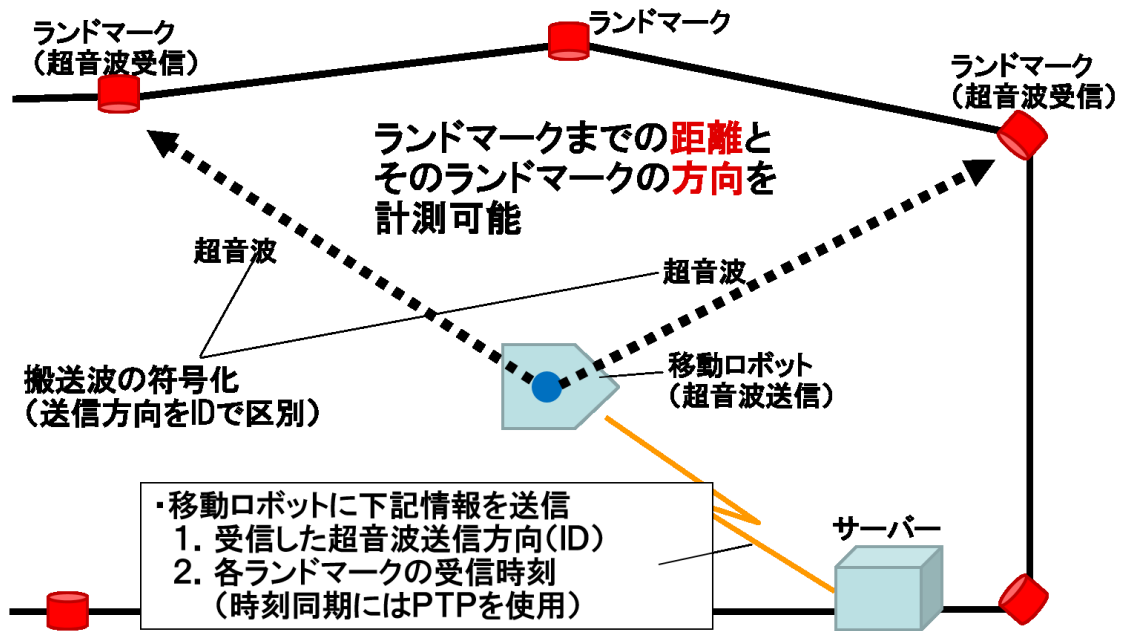


Fig. 2.1: Self-localization system by using ultrasonic phased array sensor

## 2.3 自己位置推定システムの特徴1 ( 任意方向への超音波照射や指向性を鋭くすることが可能)

通常、超音波センサによるセンシングにとって、周囲が木々や山壁などで囲まれている環境での使用は、マルチパスの影響が大きいため難しい。しかしながら、超音波アレイセンサは、送信素子数によって超音波の指向性や送信方向を制御することが可能であり、例えば、壁の近くでは、図2.2のように、超音波アレイセンサの超音波送信素子数を増やして超音波ビームの幅を狭くし、さらに送信方向を制御することで、マルチパスを防ぐことができる。



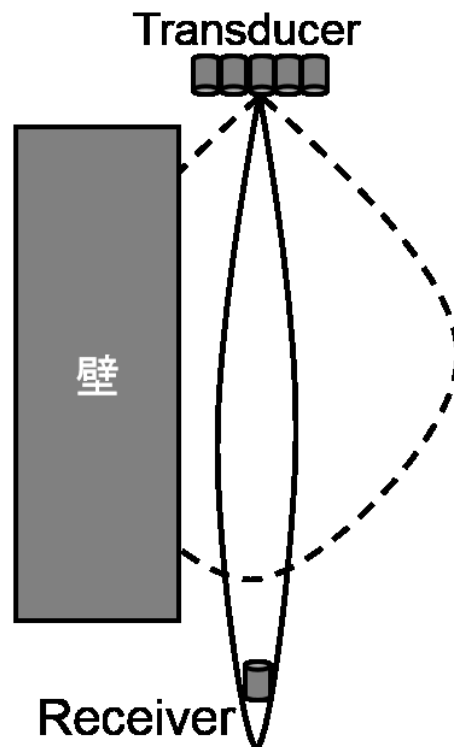


Fig. 2.2: Directivity control corresponding to surrounding environments

### 2.3.1 超音波アレイセンサの原理

本研究では，様々な環境における観測の高いロバスト性から，高橋らが開発した超音波アレイセンサ [1] を使用して自己位置推定システムを構築した．以下，この超音波アレイセンサの特徴について述べる．

高橋らは，広い範囲について探査を行い複数の物体を弁別して検知し，それを仮想音源により，一度に多方位の情報を人間に提示する視覚障害者用のセンサシステムを提案し，このシステムの障害物検知センサ部として Phased Array 型の超音波アレイセンサを開発した．

超音波送信素子を横一列に配置した超音波アレイセンサでは，各素子が発した超音波の位相が揃った方向に強い超音波ビームが放出される．

このとき，超音波ビームの指向性は，超音波送信素子単体のものよりも鋭くすることができる．さらに，各素子が射出する超音波の間の位相差を制御

することによって、超音波ビームの方向を制御することが可能である。

以下、簡単に Phased Array 型超音波アレイセンサの原理を説明する。

同一の指向性  $U(\theta)$  をもつ超音波送信素子を横一列に並べ、それらの素子が発する超音波の位相が全て  $\theta_0$  の方向に揃うように、各素子の位相を制御すると、超音波アレイセンサの指向性  $P(\theta)$  は、次式のように表すことができる。

$$\begin{aligned} P(\theta) &= U(\theta) \sum_{n=0}^N a_n e^{jnk d(\sin \theta - \sin \theta_0)} \\ &= U(\theta) E(\theta) \end{aligned} \quad (2.1)$$

ここで、超音波アレイセンサの増幅テーパ、素子数、素子間距離、超音波周波数、音速、超音波波長を、それぞれ、 $a_n$ ,  $n$ ,  $d$ ,  $f$ ,  $v$ ,  $\lambda$  で表し、 $k = 2\pi/\lambda$  とした。また、式(2.1)の  $E(\theta)$  は超音波アレイセンサの指向性を表す。その値は素子の配置で決まり、Array Factor と呼ばれている。

Phased Array 型超音波アレイセンサの大きな課題として、Grating lobe の発生 の抑制がある。これは、各素子から発せられた超音波の位相が数周期ずれて重なり合うことで、 $\theta_0$  の方向以外にも超音波ビームが発生する現象である。

この Grating lobe が現れる方向  $\theta_i$  は

$$\theta_i = \sin^{-1}(\sin \theta_0 \pm n \frac{\lambda}{d}) \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.2)$$

と表される。ここで、 $-90^\circ \leq \theta_0 \leq 90^\circ$ ,  $-90^\circ \leq \theta_i \leq 90^\circ$  とした。

Phased Array 型超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムにおいては、この Grating lobe は位置推定誤差や位置推定の失敗の原因となる。このような Grating-lobe が発生しないようにするためには、式(2.2)から、

$$d < \frac{\lambda}{2} \quad (2.3)$$

とすればよいことがわかる。本研究で使 用した超音波アレイセンサでは、音響管を用いることで、超音波素子間の間隔を短くし、式(2.3)を満たすことを可能とした。使 用した超音波アレイセンサユニットを Fig. 2.3 に示す。

### 2.3.2 超音波アレイセンサの性能

本節では、本研究で使 用した超音波アレイセンサの性能を示す。

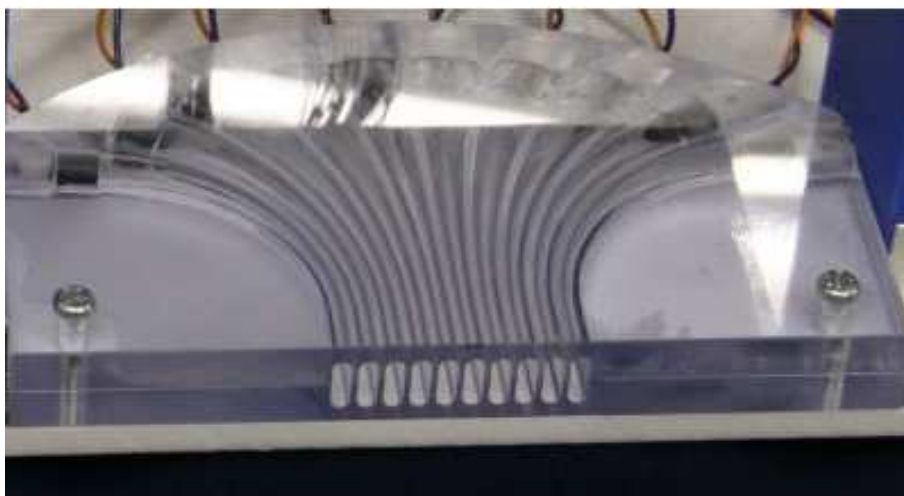


Fig. 2.3: Transmitter array

超音波アレイセンサを構成する超音波送信素子には、株式会社村田製作所製の超音波センサを使用した [2]. その性能公称値を表2.1に示す. また, 図2.4のように送受信素子間の距離を 300[mm]とした場合について, 送信素子単体の指向性の測定値, および指向性の公称値を図2.5に示す.

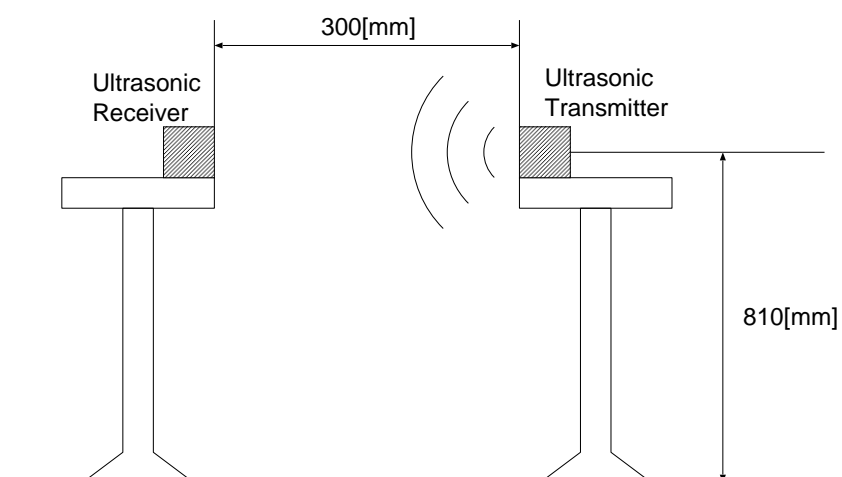


Fig. 2.4: Directivity measurement method of transmitter

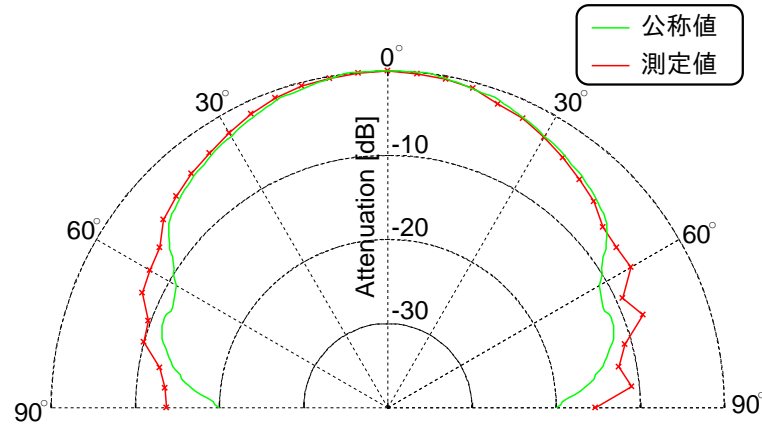


Fig. 2.5: Directivity of one transmitter

Table 2.1: Specifications

Part Number	MA40S4S( Transmitter) , MA40S4R( Receiver)
Construction	Open structure type
Diameter	9.9[mm]
Nominal Frequency	40[kHz]

ここで, 指向性の測定値, 計算値, Array Factorはそれぞれ, 最大の値を 0[dB]としている. 表2.2は測定時の実験環境・条件である.

図2.6にビーム方向を  $\theta = 0^\circ, \pm 20^\circ, \pm 40.1^\circ, \pm 60.2^\circ$ とした時の指向性の測定値, 計算値, および Array Factorを示す. このように, 超音波アレイセンサでは, 超音波ビーム方向を制御することが可能である.

Table 2.2: Environment and condition of directivity measurement

Center distance of transmitters	10[mm]
Measurement place	Indoor
Temperature	20[°C]
Ultrasonic wavelength	8.6[mm]

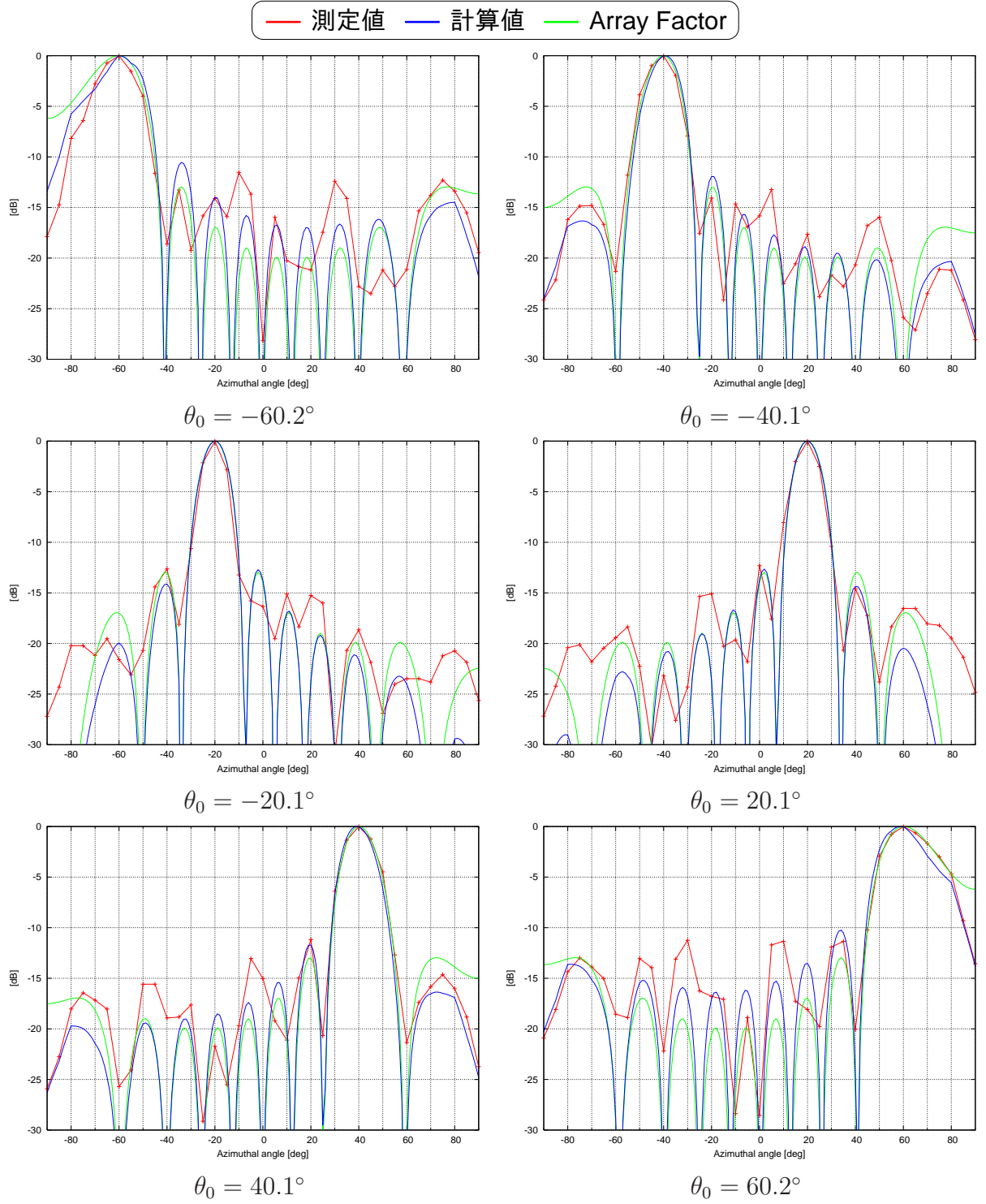


Fig. 2.6: Directivity of 10 transmitters

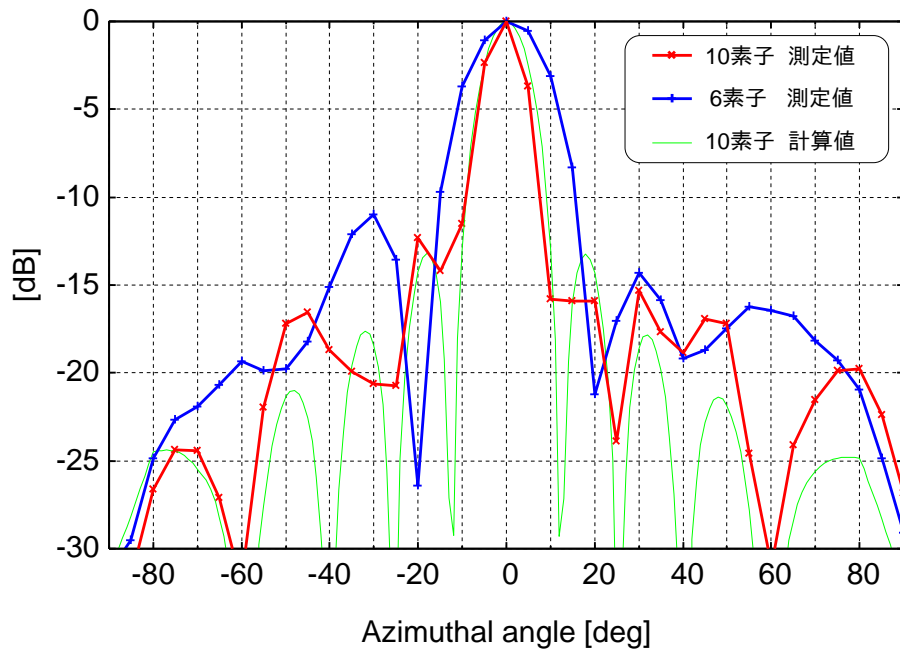


Fig. 2.7: Directivity of 6 transmitters and 10 transmitters

次に、超音波送信素子数が6素子の場合と10素子の場合とで、超音波ビーム幅を比較するため、ビーム方向を $\theta = 0^\circ$ とした、6素子、および10素子での指向性を図2.7に示す。

測定結果より、 $-5[\text{dB}]$ の時のビーム幅が、6素子の場合約 $23^\circ$ 、10素子の場合約 $12^\circ$ と48[%]程度減少しており、素子数を多くすることでビーム幅が狭くなることがわかる。



Fig. 2.8: Measurement test through soil dust (Right)

## 2.4 自己位置推定システムの特徴2（超音波の音圧を上げることが可能）

カメラやLIDARを使用した自己位置推定では，土埃や雨，霧は，反射や散乱を引き起こし，ランドマークの検出率に大きな影響を与える．

一方，超音波は，土埃や雨，霧による反射や散乱はほとんどおこらないが，超音波のエネルギーが粉体に吸収されることで，音圧が低下する．このことは，超音波アレイセンサと受信素子とを1m離して設置し，受信素子の直前に篩から図2.8のような砂埃を降らしたところ，5％程度の音圧の吸収が観測できたことから確認された．

このような土埃や雨，霧の発生による超音波の音圧低下に対し，本研究では，図2.9のように，送信素子数を増やして音圧を高めることで，超音波の減衰を補償し，検出率の低下を防ぐこととした．

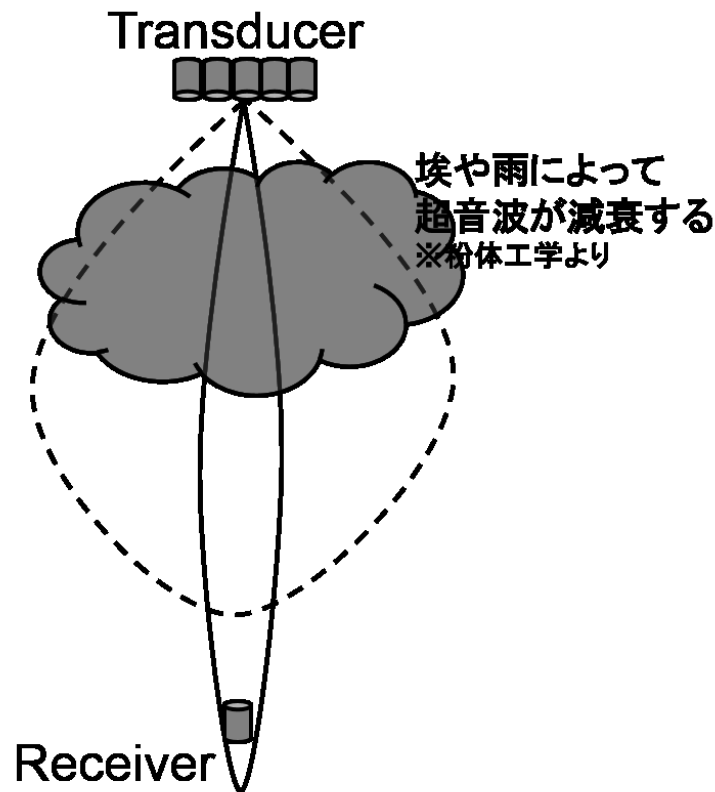


Fig. 2.9: Ultrasonic attenuation by soil dust, rain and fog

そこで，送信素子数を増やせば，音圧を高めることが可能であることを確認するため，図2.10のように，超音波アレイセンサと受信素子を1m離して正対させて，送信素子数と受信素子の音圧の関係を調べた．結果を図2.11に示す．

図2.11を見ると，送信素子数の数が8個までは，送信素子数を増やすにつれて音圧が上昇している．これにより，送信素子数の制御によって，音圧を制御できることがわかった．ここで，図2.11において，送信素子数が8個の場合と10個の場合で，観測可能距離に違いがあまりないのは，音響管の特性によるものと推測している [1]．



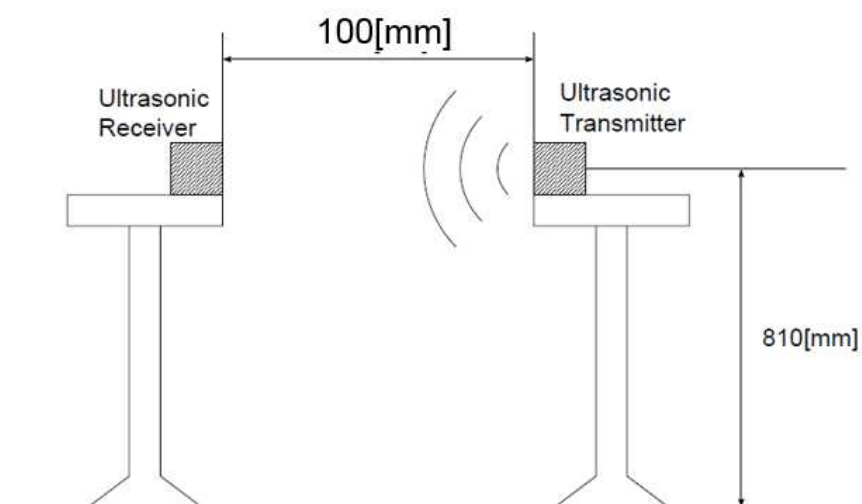


Fig. 2.10: Relation deriving experiment between number of transmitters and ultrasonic sound pressure

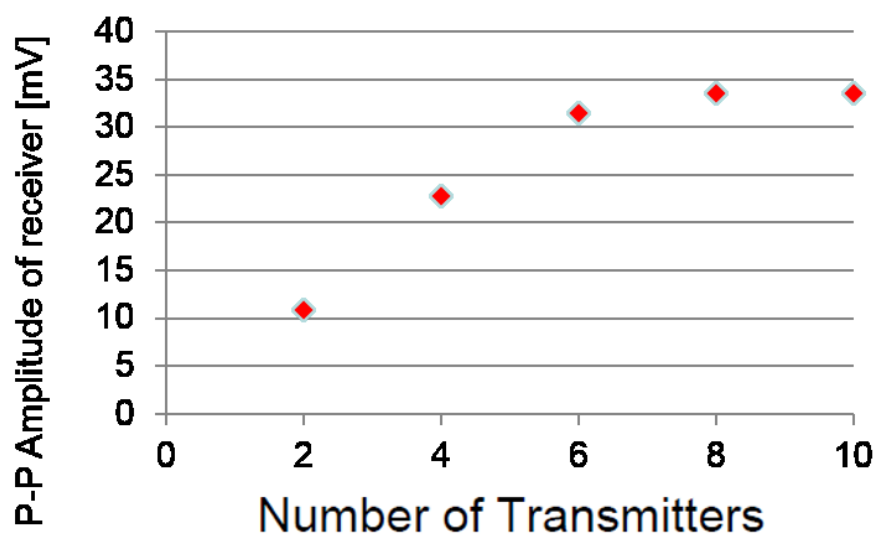


Fig. 2.11: Relation between number of transmitters and ultrasonic sound pressure

以上，土埃や雨，霧の発生による超音波の音圧低下に対し，送信素子数を増やすことで対応できる見通しがたったが，送信素子数を増やせば，音圧が調整できるということは，同時に，ランドマークの検出可能距離を伸ばせると考えられる．つまり，空気中の減衰が大きいという超音波センサの短所を，送信素子数を増やすことで克服できるということである．

ここで，本手法を用いたランドマークの観測性能を示す．図2.12のように，超音波アレイセンサの送信素子数を変えながら，超音波信号が検出できなくなる検出限界距離を求めた．結果を，図2.13に示す．

図2.13より，音圧と同様に，送信素子数を増やすにつれて，検出限界距離が伸びていることがわかり，送信素子数の制御によって，検出限界距離を制御できることがわかった．

詳細は次節で述べるが，検出限界距離を制御できるということは超音波の到達範囲をしぼることができるため，複数ロボットの運用時などに問題となる”他のロボットが発した超音波の影響”を抑えることも可能となる．このことは，超音波の短所を長所に変換することにつながり，その意義は大きい．

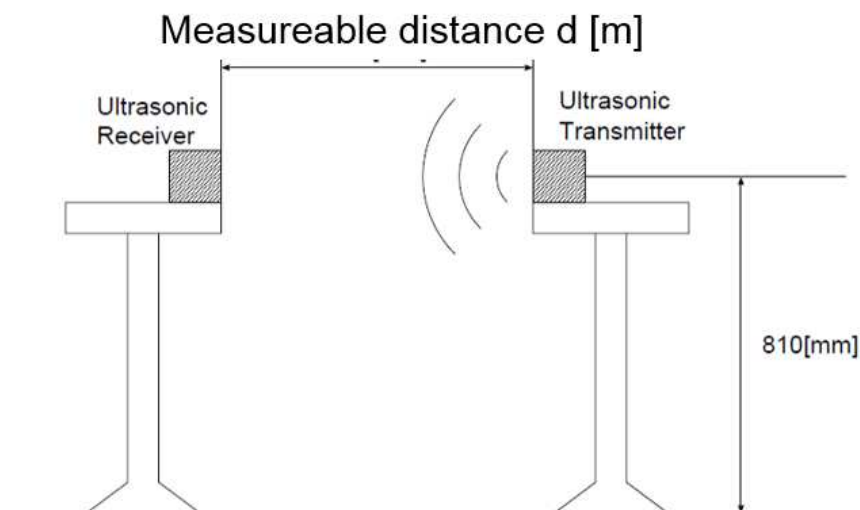


Fig. 2.12: Measuring test of distance detection range

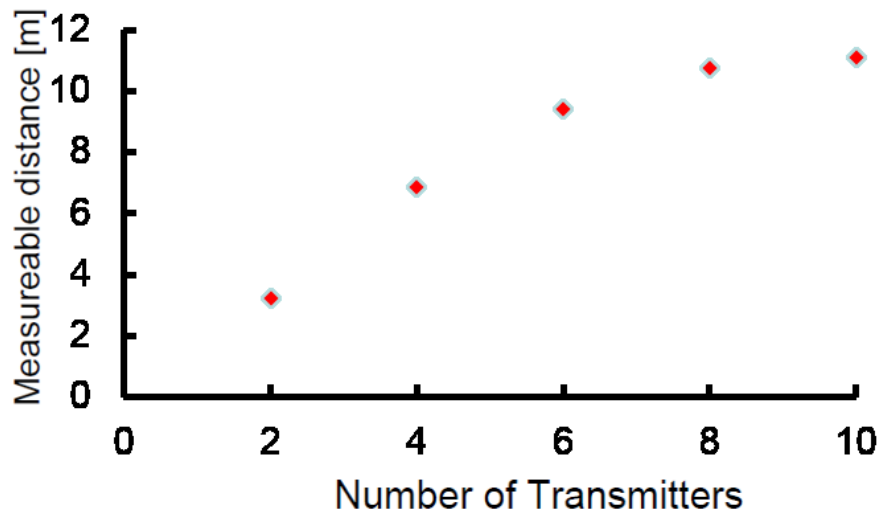


Fig. 2.13: Relation between the number of transmitters and measurable distance

## 2.5 自己位置推定システムの特徴3（混信が起こりにくく複数のランドマークの同時観測が可能）

超音波の伝搬速度は光や電波と比較して非常に遅く、一般的に、超音波灯台を使用した自己位置推定には時間がかかるが、超音波を複数方向に同時に照射し、複数のランドマークを同時に観測したり、複数台のロボットが同時に位置を推定することができれば、位置推定時間の削減につながる。しかしながら、通常、ランドマークが複数の超音波を同時に受信してしまうと混信が生じるため、ランドマークの同時観測は困難である。

ここで、ロボットに搭載した複数の送信素子から発した超音波によって障害物検知を行う際に、ある送信素子が発した超音波と、他の素子が発した超音波とを区別する手法が提案されている [1,3]。その手法では、送信素子ごとに異なる信号パターンで変調した超音波を各送信素子から発射し、それらの超音波を受信した受信素子では、受信信号と信号パターンとの間で相互相関をとることで、超音波の発信元を識別しつつ距離を測定する。これにより、他のセンサから発射された超音波を受信しても信号パターンが異なるため、相互相関の値が大きくなり、結果として混信の影響を抑えることが可能となる。

本研究では、この手法を Phased Array 型超音波センサを用いた自己位置推

定システムに適用し，ランドマークの同時測定やランドマークの方向測定に活用する．本節では，このうちランドマークの同時測定について述べるが，2.5.1節～2.5.3節では，まず，混信を抑える送信信号の作成方法，受信信号と信号パターンとの相互相関の計算方法，混信による誤動作確率についてそれぞれ説明する．

### 2.5.1 超音波センサのパルスパターン信号による干渉除去

提案手法で使用する送信信号のパターンは，1周期分の信号を $L$ 等分して作成する． $L$ 等分した各区間には0もしくは1の値を割り当て，このパターンを $T(i)$  ( $i = 0, 1, \dots, L-1$ )で表す(図2.14)．

この手法ではランドマークまでの距離を測定するために，ロボットからの送信信号とランドマークでの受信信号との時間差を一意に検出できなければならない．そこで，送信信号と受信信号の2つが一致したときのみ大きな相関値とするため，式(2.4)，(2.5)を満たすように $T(i)$ を決定する．式(2.4)，(2.5)は送信信号 $T(i)$ に関して自己相関を計算した時に，信号が一致する場合以外はパルスが2つ以上重ならないことを意味している．

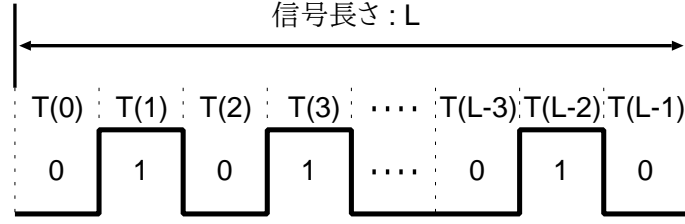
$$\sum_{i=0}^{L-1} T(i)T(i+j) = \sum_{i=0}^{L-1} T(i) \quad (j=0) \quad (2.4)$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} T(i)T(i+j) \leq 1 \quad (0 < j < L) \quad (2.5)$$

さらに，複数の超音波センサからの信号によって互いに干渉を起こさないように，それぞれの送信信号間の相互相関値は小さくなければならない．よって，各センサの送信信号は式(2.6)も満たす必要がある．

$$\sum_{i=0}^{L-1} T_1(i)T_2(i+j) \leq 1 \quad (0 \leq j < L) \quad (2.6)$$

ここで， $T_1$ ， $T_2$ は異なるセンサからの送信信号であり，それぞれ式(2.4)，(2.5)を満たしている．センサが3個以上存在する場合には，全ての組み合わせで式(2.6)を満たす必要がある．


 Fig. 2.14: A transmitting signal  $T(i)$ 

### 2.5.2 相互相関の計算

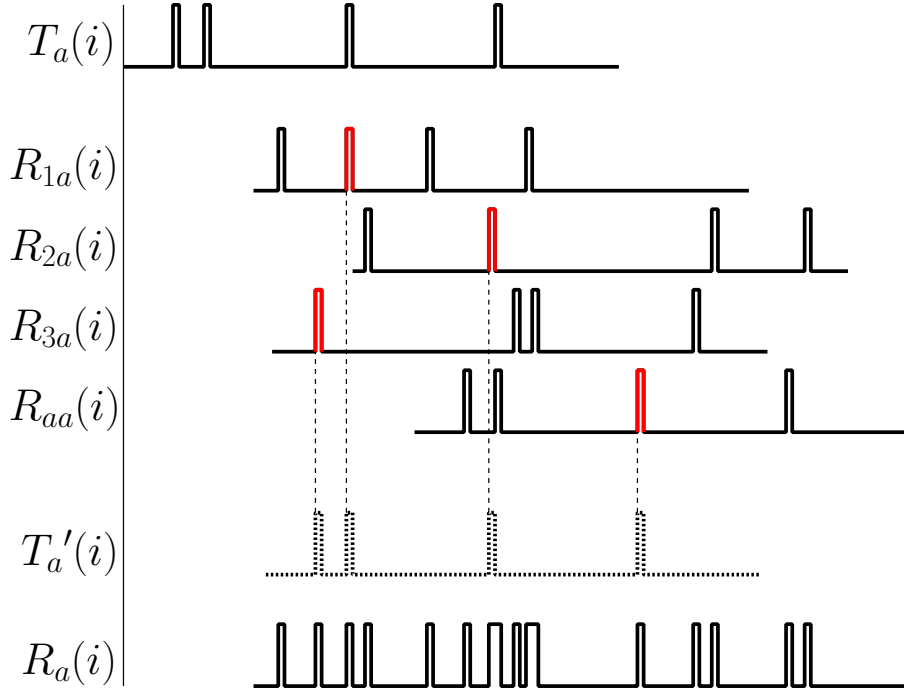
相互相関を式(2.7)のように計算し, ある超音波センサ  $U_a$  が受信した受信信号  $R_a$  から, 送信信号  $T_a$  の飛行時間を検出する.

$$C_{R_a T_a}(\tau) = \sum_{i=0}^{L-1} R_a(i) \cdot T_a(i + \tau) \quad (2.7)$$

本手法では信号を  $L$  等分に量子化して考えているため,  $\tau$  はその区切りがいくつか分かに対応する数である.  $\tau$  がある値のとき,  $R_a$  は  $T_a$  と一致する. ここで,  $C_{R_a T_a}(\tau)$  の最大値は, 信号のパルス数  $N$  である. 信号の検知は, この相関値  $C_{R_a T_a}(\tau)$  と閾値  $A$  との比較を行い,  $C_{R_a T_a}(\tau)$  が閾値  $A$  よりも大きいかどうかで判断する. このとき飛行時間は, 1パルス分の時間と  $\tau$  との積で算出される. なお相関の計算では,  $N$  で正規化するのが一般的であるが, 各センサの送信信号のパルス数が等しいため, これを省略して式(2.7)を相関値と定義する.

### 2.5.3 混信による誤動作

$S$  個の超音波センサを同時に動作させた場合を考える. 各センサの送信信号を  $T_1(i), T_2(i), \dots, T_S(i)$  ( $i = 0, 1, \dots, L-1$ ) とすると, あるセンサ  $U_a$  で受信される信号  $R_a(i)$  には各送信信号に対応する受信信号  $R_{1a}(i), R_{2a}(i), \dots, R_{Sa}(i)$  が含まれている. 受信信号の混信による誤動作は図2.15のように, センサ  $U_a$  の送信信号  $T_a$  と同じパターン  $T_a'$  が形成される場合に生じる. この時の誤動作確率は石山ら [1] の研究で計算法が提案されている.


 Fig. 2.15: A ghost of the transmitting signal  $T_a(i)$  formed by some received signal

#### 2.5.4 Phased Array型超音波センサにおけるパターン信号を用いた複数ランドマークの同時観測

ここまで述べてきたパターン信号を用いた混信の抑制手法を，次のように，Phased Array型超音波センサを用いた自己位置推定システムに適用する．

送信側は，まず2.5.2項および次の第2.5.5節で述べる条件を満たす送信信号を作成し，次に図2.16に示すように，測定方向毎に異なる信号のパターンで変調した送信波を，測定したい全ての方向に向けて同時に発射する．本アレイセンサでは同時刻に別々の方向にパルスが発生させることは出来ないが，パルスが重ならないように送信信号を作成することによって，パターン信号としてみると同時刻に重ねて送信することが可能である．

一方で，受信素子が受信した信号には，複数の送信パターンが重畳された信号が表れる（図2.17）．ここで，超音波ビームを向ける方向を  $s$ ，各方向への送信信号を  $T_s$  ( $s = 0, 1, 2, \dots, S-1$ ) としたとき，受信信号  $R$  と各送信信号  $T_s$  の相互相関を計算して，それぞれの信号の飛行時間を求める．

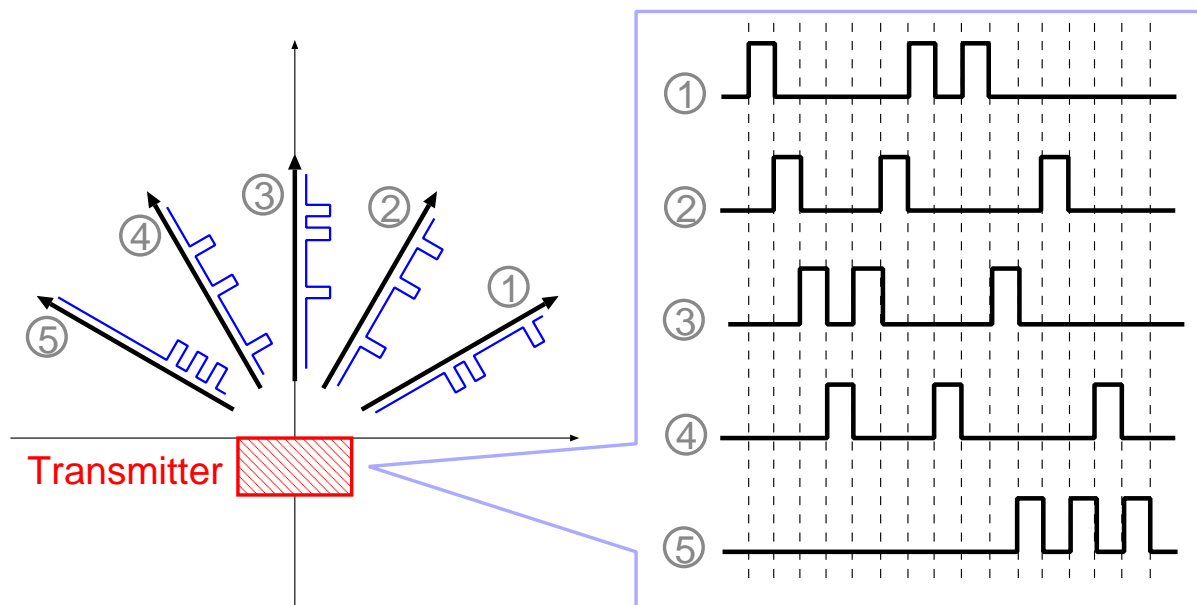


Fig. 2.16: Transmitting coded pulse trains

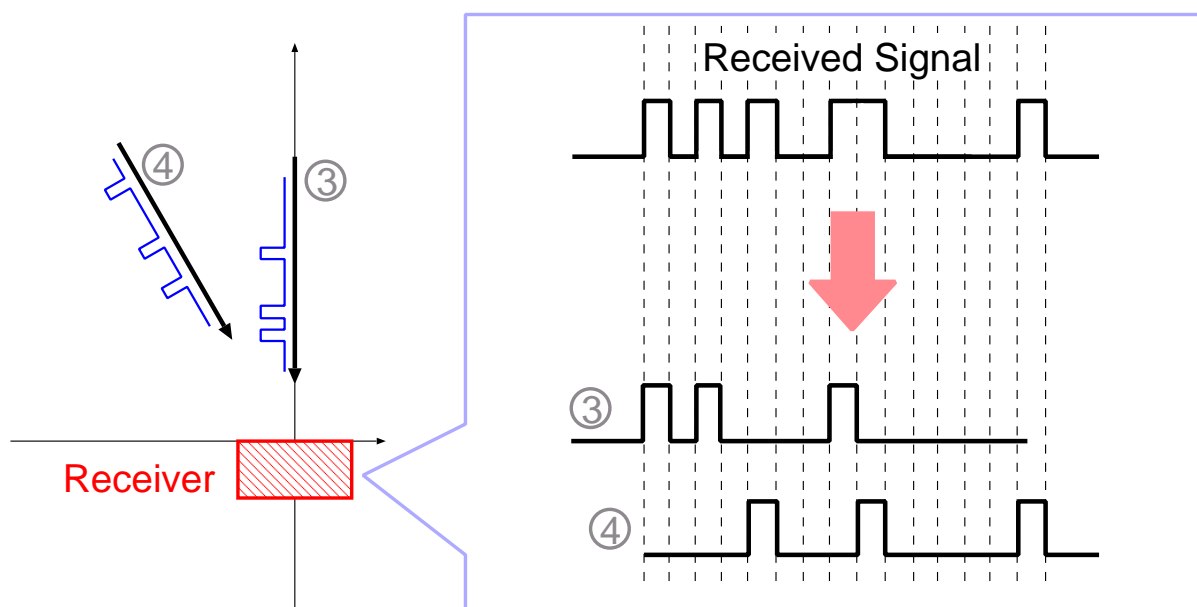


Fig. 2.17: Receiving coded pulse trains

### 2.5.5 Phased Array型超音波センサにおけるパターン信号を用いた混信の抑制

前節で述べたように, Phased Array型超音波アレイセンサでは, 同時に発射できる超音波ビームの方向は1方向のみである. したがって, 送信信号の全てのパターンにおいて, ある時刻に発射するパルス数は必ず1つとなる. この条件は

$$\sum_{s=0}^{S-1} T_s(i) \leq 1 \quad (0 \leq i < L) \quad (2.8)$$

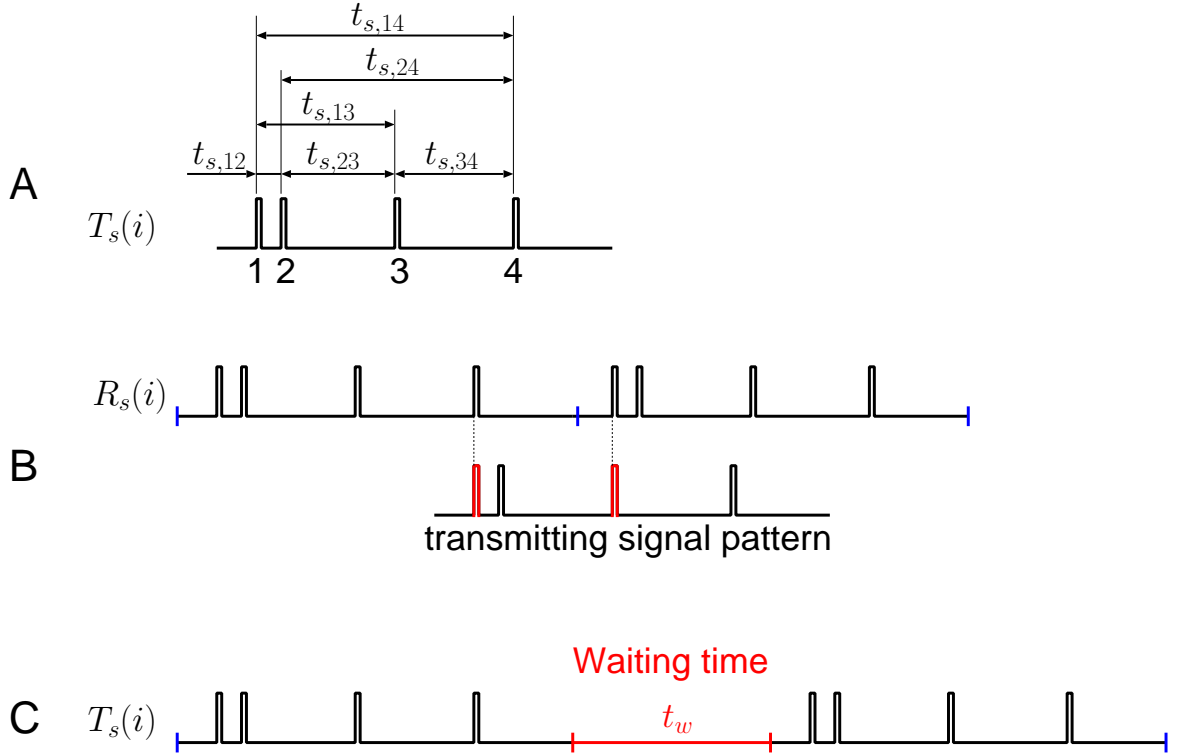
と表せる. 従って, 本システムで用いる送信信号は式(2.4), (2.5), (2.6), (2.8)すべてを満たす必要がある.

また, 本システムでは送信信号を繰り返し送信する. このとき, 信号を続けて送信すると, 前述の条件によって作成した送信信号  $T_s(i)$  では, 図2.18-Bのように相互相関の計算時に周期をまたがった形で2つのパルスがマッチしてしまう場合がある. これは, 受信信号の虚像が発生する確率を高め, 誤動作確率の増大を招く. なお, 図中の  $R_s(i)$  は  $T_s(i)$  によって生じる受信波である.

ここで, 図2.18-Aのように送信信号  $T_s(i)$  における  $i$  番目のパルスと  $j$  番目のパルスの時間間隔を  $t_{s,ij}$  とし, 使用する全ての送信信号  $T_1(i), T_2(i), \dots, T_{S-1}(i)$  における  $T_{s,ij}$  の中で最大のものを  $\{t_{s,ij}\}_{\max}$  とおく. 周期をまたいでマッチすることを回避するには, 図2.18-Cのように, 信号の後に待ち時間  $t_w$  を入れ,  $T_s$  と  $R_s$  の間で1つより多い数のパルスが重ならないようにすればよい. このときの待ち時間  $t_w$  は次式を満たすように決定する.

$$t_w > \{t_{s,ij}\}_{\max} \quad (2.9)$$




 Fig. 2.18: Waiting time  $t_w$ 

2.3節，2.4節で述べたように，超音波アレイセンサにおいては，超音波の指向性を鋭くした上で送信方向を制御でき，さらに，送信する超音波の音圧を制御することで，ランドマークの検出可能距離を変えることができる．

図2.19のように，ロボットが観測しようとしているランドマーク以外のランドマークに超音波が照射され，他のロボットのランドマーク観測と干渉が生じてしまう場合がある．そこで，図2.20のように，観測したいランドマークを含む限られた領域にのみ超音波を送信することで，複数ロボットが同じランドマーク群を利用する時に生じる超音波の干渉を大幅に減らすことができる．

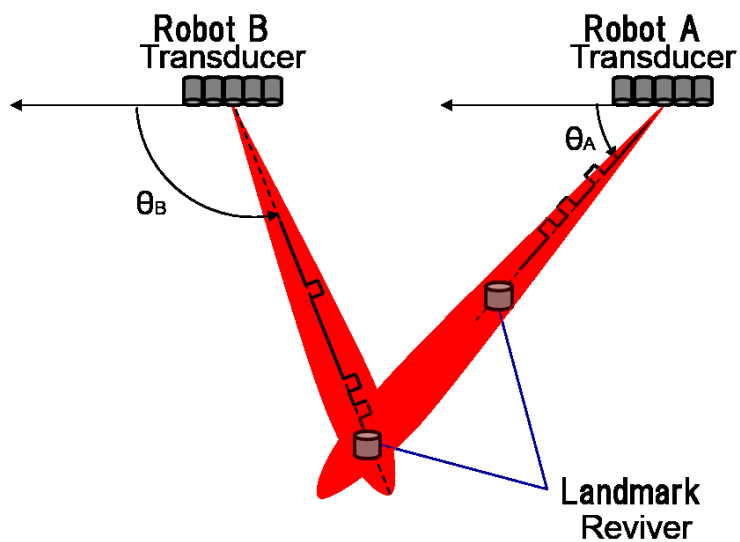


Fig. 2.19: There is the possibility of interference between ultrasonic waves from Robot A and ultrasonic waves from Robot B

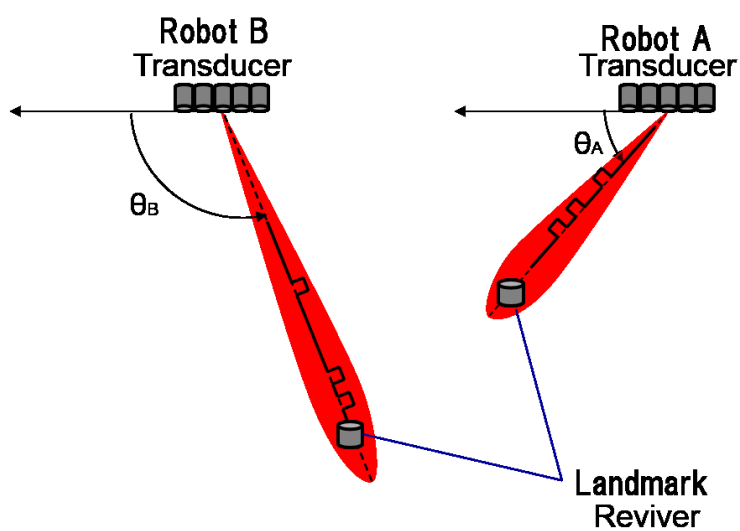


Fig. 2.20: The robot B control the supersonic wave pressure to reduce the interference of the supersonic waves

## 2.6 自己位置推定システムの特徴4（ランドマークまでの距離だけでなくランドマークの方向を観測可能）

既存の超音波灯台を用いた自己位置推定では、ロボットからランドマークまでの距離を観測してロボットの位置を推定する。このとき、位置推定に用いるランドマークの数が少ないほど、位置推定に必要な時間が短く、また、超音波の干渉がおこりにくいといった利点がある。

平面上のロボットの位置 $P$ を推定するのに最低限必要なランドマークの数は2つであり、図2.21(1)のように、ランドマーク $A_1$ ,  $A_2$ までの距離を観測して位置を求めるとする。このとき、ロボットの位置 $P$ は、ランドマーク $A_1$ ,  $A_2$ を中心とする2円の交点として求めることができる(図2.21(2))。ここで、ランドマーク $A_1$ ,  $A_2$ までの距離 $d_1$ ,  $d_2$ に誤差 $\Delta d_1$ ,  $\Delta d_2$ が含まれているとき、それらの距離から算出したロボットの位置には図2.22(1)の領域 $\epsilon$ のような誤差が生じることになる。特に、図2.22(2)のように、ランドマーク $A_1$ ,  $A_2$ を結ぶ直線上にロボットが近づくと、誤差領域 $\epsilon$ が非常に大きくなるが、誤差 $\Delta d_1$ ,  $\Delta d_2$ がどちらも負の値となる場合には、さらにロボットの位置を算出することすらできなくなる。

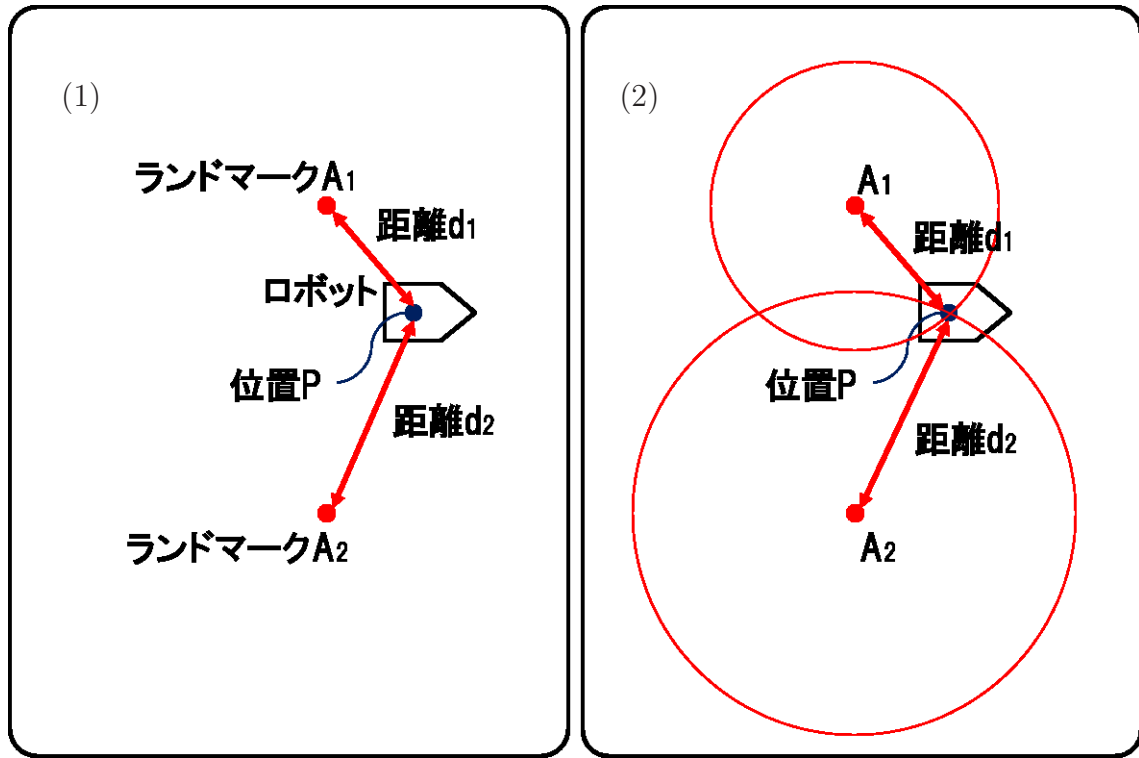


Fig. 2.21: Self-localization using two Ultrasonic Landmarks

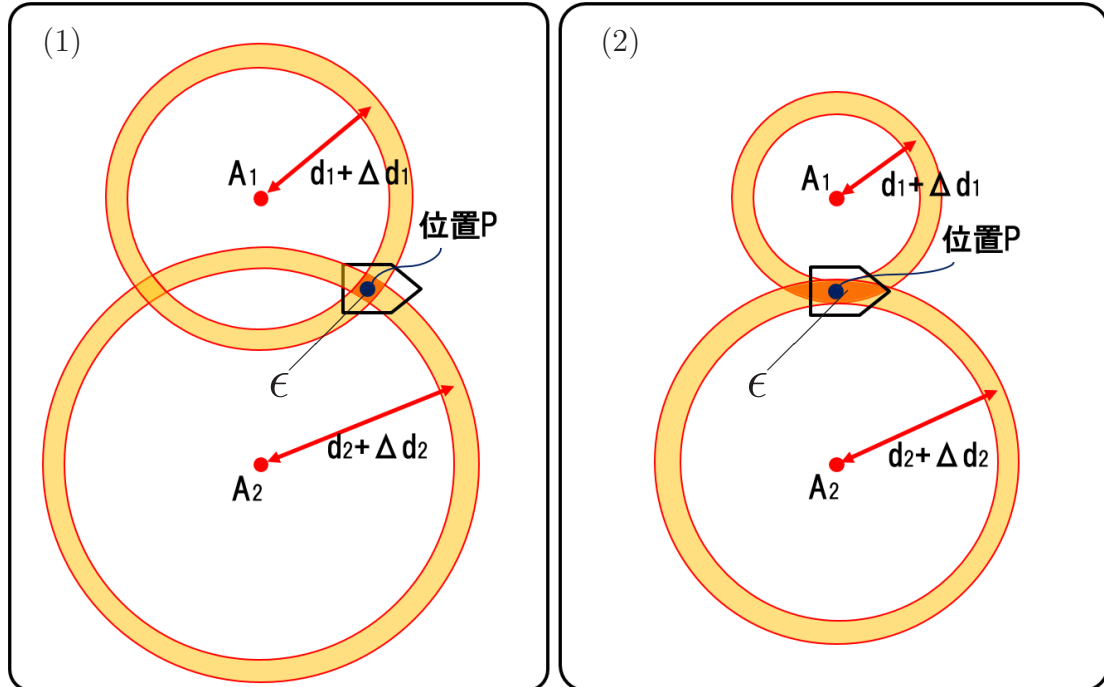


Fig. 2.22: Self-localizing error is so large in case that the robot's position  $P$  is close to a line linking two points corresponding to the landmark  $A_1$  and the landmark  $A_2$

そこで、本研究では、ロボットの位置推定に利用する観測値として、ランドマークまでの距離だけでなくその方向を用いることができるようにすることで、誤差が極端に大きくなるようなケースを防ぐこととした。超音波アレイセンサを使用してランドマーク（超音波受信素子）までの距離とランドマークの方向を観測する方法を、図2.23, 2.24に示す。

図2.23のように、ランドマークまでの距離を観測する場合には、ロボット上の超音波アレイセンサから送信方向ごとに異なるパターン信号で変調した超音波ビームを送信する。そして、音波受信素子で構成されたランドマークがこの超音波ビームを検出し、受信信号 $R$ と各送信信号 $T_s$ の相互相関を計算して、受け取った信号の飛行時間を求め、ランドマークまでの距離を算出する。

一方、ランドマークの方向を観測する場合には、ランドマークのおおよその方向に対して、少しずつ角度をずらした複数方向に超音波ビームを送信する。（図2.24）ランドマークでは、受け取った複数の超音波ビームに対して、受信信号 $R$ と各送信信号 $T_s$ の相互相関を用いて受信した超音波ビームの送信方向を検出する。（図2.24では $\theta_2, \theta_3, \theta_4$ ）そして、検出した角度の平均値を計算して、ロボットに対するランドマークの方向を求める。

次に、ランドマーク方向の観測性能を示す。

超音波アレイセンサとランドマーク（受信素子）との間に300mmの距離をとり、超音波アレイセンサの正面を基準にしてランドマーク方向 $\theta[\text{deg}]$ を変えながら、ランドマーク方向の測定を行った。

結果を図2.25に示す。図2.25をみると、 $\pm 40^\circ$ の範囲においては、ランドマーク方向の測定値には線形性が認められるため、この範囲を超音波アレイセンサの測定範囲とした。ロボットの全周囲の測定が必要な場合には、超音波アレイセンサを5台搭載すればよい。なお、測定方向がセンサ正面から離れるほど、測定値には理論値からのずれがみられたため、使用する際には事前のキャリブレーションが必要となる。

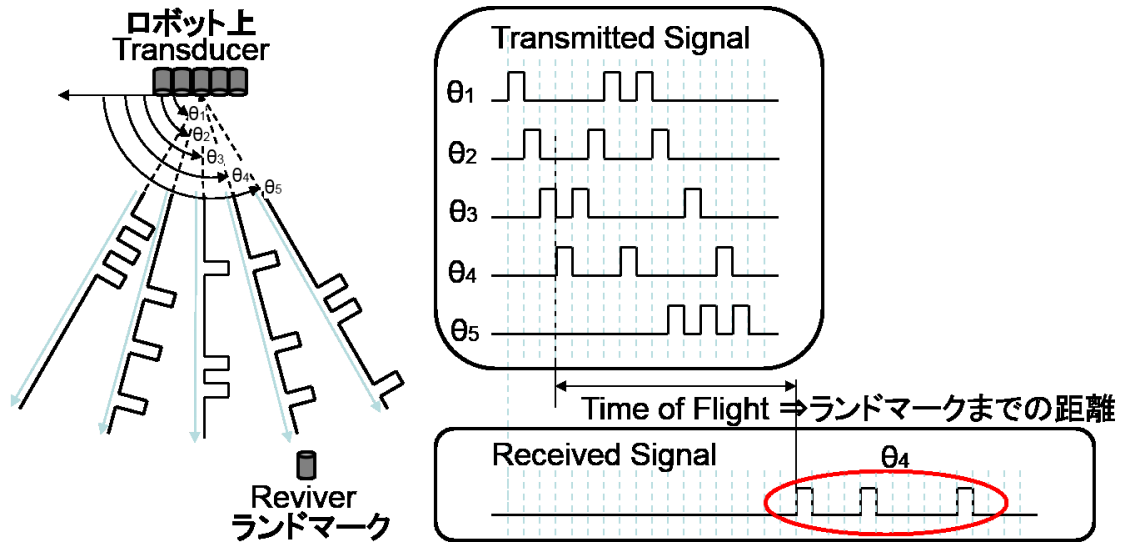


Fig. 2.23: Measurement of the distance to a landmark (receiver) by the ultrasonic phased array sensor

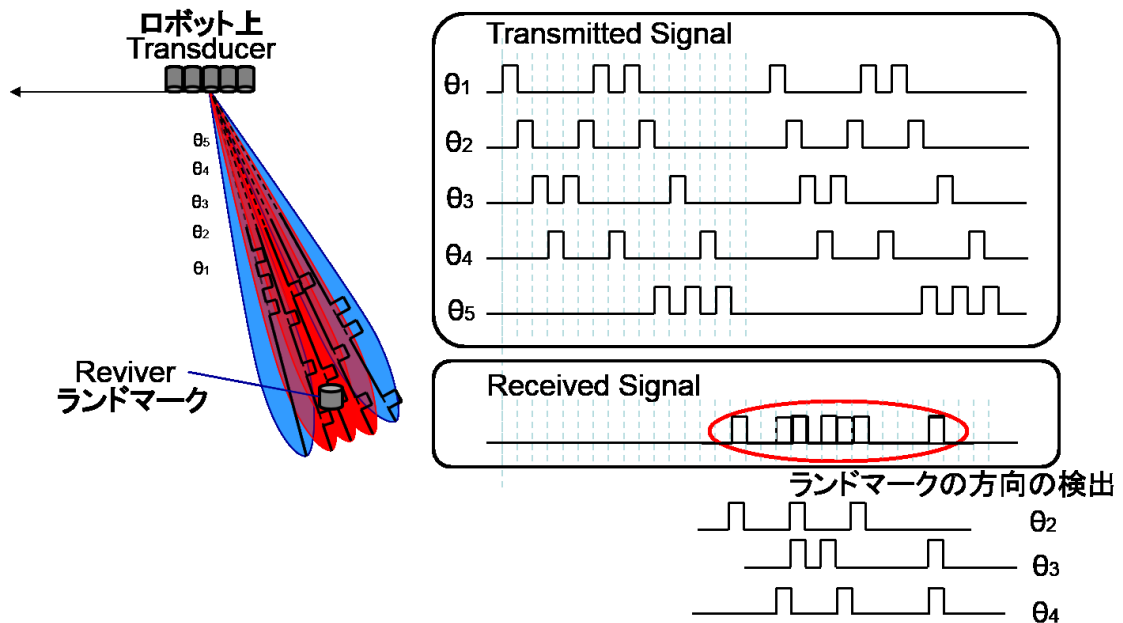


Fig. 2.24: Measurement of the direction of a landmark (receiver) by the ultrasonic phased array sensor

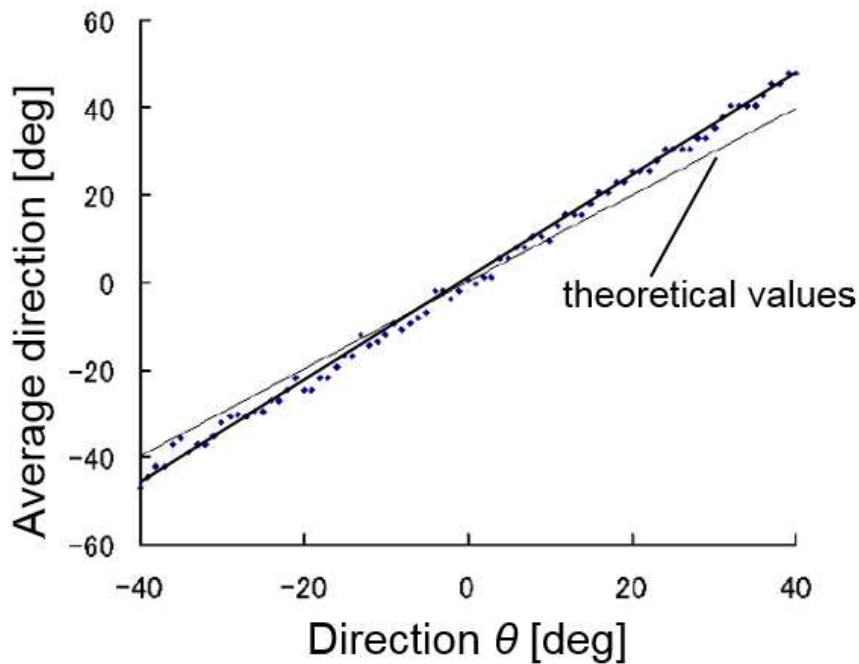


Fig. 2.25: The measurement result of landmark direction

## 2.7 おわりに

本章では、過酷な環境であっても高い信頼性を保ちつつ自己位置推定を行うため、同時に複数のランドマークの方向に超音波ビームを送信することができる Phased Array 型超音波センサを使用し、ランドマークまでの距離と方向を観測して位置を求める自己位置推定システムを構築した。

本研究で取り上げた超音波灯台の問題点とその対策を以下に列挙する。

- (1) 周囲に障害物が多い環境ではマルチパスが発生する

対策: 超音波の指向性を鋭くし、超音波ビームの送信方向を変更することで、障害物を避けて超音波を観測する

- (2) 空気中では超音波の減衰が大きく観測可能な距離が短い

対策: 複数の送信素子から位相をそろえた超音波を同時に発振することで超音波の音圧をあげ観測可能距離を延ばす

- (3) 超音波の伝搬速度が遅いため、位置推定に要する時間が長い

対策: 一度に複数の方向に超音波ビームを送信できるようにし、複数

のランドマークを同時に観測できるようにする

- (4) 複数のロボットが超音波を送信し位置を推定しようとする時、ランドマークが複数の超音波を同時に受信してしまい混信が生じる

対策: 搬送波をロボット毎で異なるIDで符号化し相関をとる

- (5) 距離のみの観測の場合では、特定の位置で誤差が極端に大きくなる

対策: ランドマークまでの距離だけでなく、ランドマークの方向の観測もできるようにする

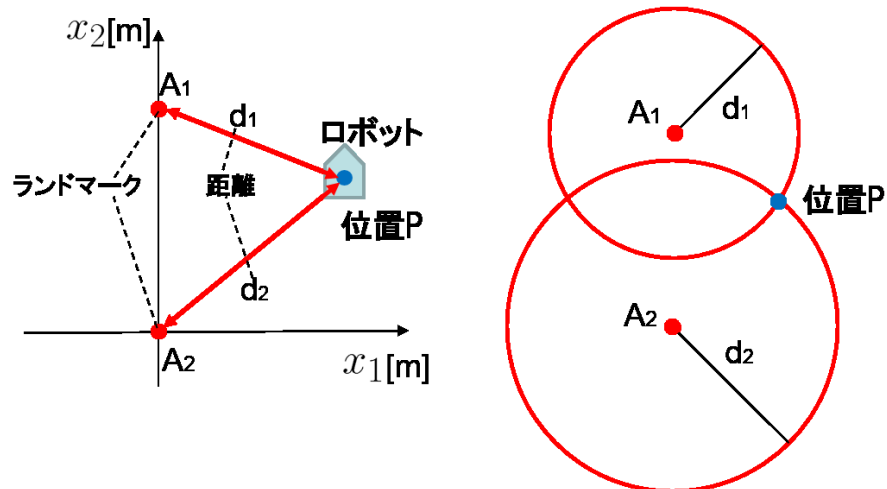
本研究の11項目の課題のうち、課題1、課題4、課題5に対しては、悪環境に強いとされる超音波センサを使用し、一方で、その短所である狭い観測範囲やマルチパス、混信が生じるといった問題点を超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムを構築することで、このような悪環境の中でも高い信頼性をもってフィールドロボットの位置を推定できるようになった。

本章で述べた自己位置推定システムでは、ランドマークまでの距離だけでなく、ランドマークの方位をも測定できるため、使用可能なランドマークの数が少ない場合でも、自己位置推定を求める複数の方法(図2.26)が存在する。例えば、図2.26において、ロボット  $R$  から2つのランドマーク  $A_1$ ,  $A_2$  までの距離  $d_1, d_2$  を観測してロボットの2次元位置を計測する計測法1、 $d_1$  と  $A_1A_2$  間の角度  $\alpha_{12}$  を観測して位置を計測する計測法2、 $\alpha_{12}$  と  $A_2A_3$  間の角度  $\alpha_{23}$  を観測して位置を計測する計測法3などである。

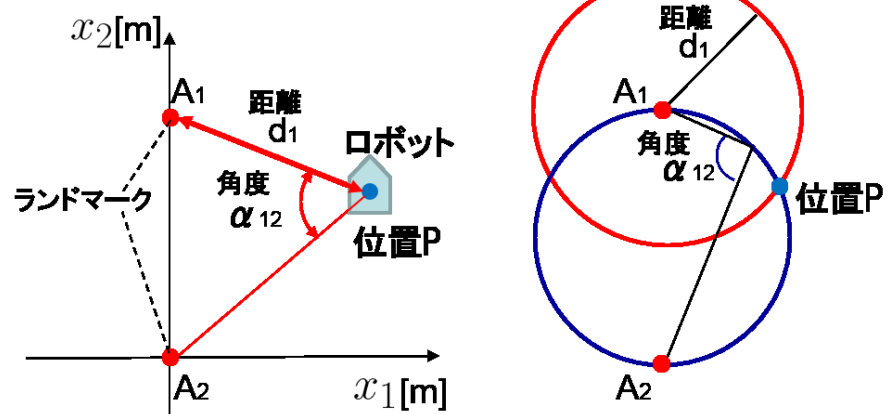
次章では、ランドマークだけでなく、このような観測方法も含めた複数の自己位置計測法の中から、悪環境に対しても自己位置推定精度のロバスト性が高い自己位置推定方法を適切に選択する手法を示す。



計測法1



計測法2



計測法3

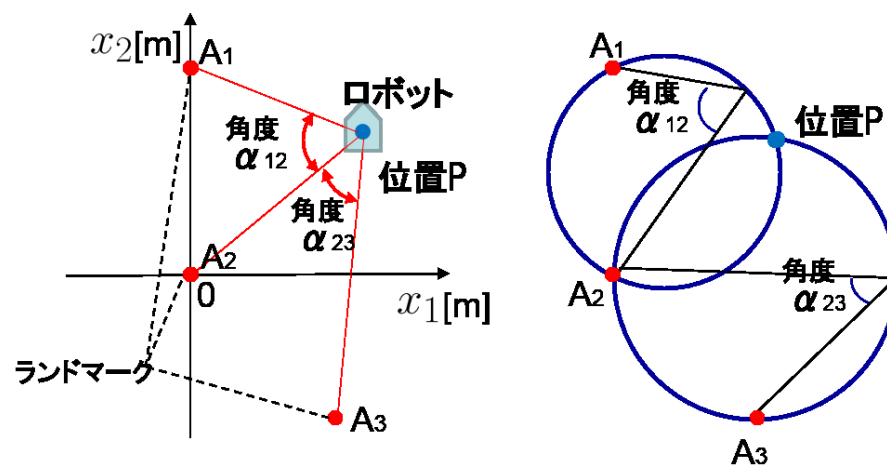


Fig. 2.26: Various methods of self-localization by ultrasonic phased array sensor

## 第3章 停止時におけるランドマークを用いた位置推定

### 3.1 はじめに

本章では，走行中のフィールドロボットが作業を行うために停止し，ランドマークを観測して現在位置を推定する際，悪環境の中でも推定位置の精度悪化を防ぐ方法を提示する．なお，移動時の自己位置推定に関しては，次章で述べる．

第1章では，悪環境での自己位置推定に対して11項目の課題を挙げたが，本章では，このうち次の4つの課題を解決を図る．

- 課題2 オドメトリによる推定位置の誤差が大きい
- 課題6 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの観測誤差が大きい
- 課題7 時刻や場所で環境が変動するためランドマークの観測誤差が変動する
- 課題8 時刻や場所で観測誤差が変動するため観測誤差の大きさの推定が難しい

悪環境においては，課題6～8のように，ランドマークを観測した値に大きな誤差が含まれることが多く，それをもとに推定した自己位置の真値とのずれが大きくなる場合がある．また，悪環境の状況は時刻や場所によって異なるため，観測誤差の大きさは一定ではない．

そのため，このような観測誤差が大きかったり，変動したりしても，位置推定精度の悪化が抑えられるような方法を検討する．

### 3.2 ランドマークの選択

#### 3.2.1 ランドマークを選択する理由

前章で構築した超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムを含めて，複数のランドマークを用いた自己位置推定では，冗長に配置されたラン

ドマークや複数の観測手段を利用することで環境の悪化による自己位置推定誤差の増大を抑えることができる。

冗長な数のランドマークを利用して、自己位置推定の精度を改善するための手段としては、

1. 全てのランドマークを観測し統計的手法を用いて自己位置を推定する
2. 観測するランドマークを適切に選択する

といった方法がある。

古典統計学では、観測値の数が増えるほど自己位置推定の精度が向上するとしており、前者のように、全てのランドマークを観測し統計的手法を用いて自己位置を推定するほうが自己位置推定の精度を向上させることができるとされている。

一方で、利用するセンサや周囲の環境により、実際のロボットの自己位置推定には様々な状況が考えられる。

そして、その中には観測するランドマークを適切に選択したほうがよい場合も多い。そのような状況として、複数のランドマークを同時に観測することが困難な場合を例に挙げる。

複数のランドマークを用いた自己位置推定では様々なセンサが利用されており、CCDカメラやCMOSカメラなどのカメラはそのうちの一部にすぎない。その他のセンサには、例えば、2次元PSDや超音波センサなどがある。

2次元PSDは、原理的に2つ以上のスポット光の同時計測はできず、複数のランドマークが同時に発光するとPSDで識別できなくなる。また、超音波灯台を用いた場合、複数のランドマークで同時に超音波を発すると通常は干渉が生じてしまう。超音波の送信波を複数個のパルスで構成することで干渉を生じにくくした研究 [1-3] もあるが、干渉を完全に防ぐことは難しく、超音波を発生するランドマークの数が増えるにつれて誤認識率が高くなり、観測誤差も大きくなる。このように、センサの性質上、同時に複数のランドマークを観測することができなかつたり、同時に観測することによって不都合が生じる場合には、超音波や光を発するランドマークの数を減らしたり、それらを交互に発するようにしたほうがよい。

ランドマークを交互に観測するならば、適切なランドマークのみを繰り返し観測したほうが自己位置推定の精度は良くなる。

本研究では、複数のランドマークを用いた自己位置推定法を用いる際に、観測するランドマークおよび観測手段を適切に選択することによって、環境が悪化し観測誤差が大きくなっても自己位置推定精度の劣化を抑え、推定した自己位置の誤差を、与えられた許容値以内に収めることを目的とする。

#### 3.2.2 ランドマーク選択に関する従来の研究

観測可能な複数のランドマークの中から、現在位置をより精度良く推定するのに適したランドマークを選択する方法がいくつか提案されている。

田代 [1]らは、CCDカメラの量子化誤差によって、推定した自己位置にどのような誤差が生じるかを考慮し、観測可能な、最小の位置誤差を与えるランドマークを選択する手法を提案している。

小森谷 [5]らは、オドメトリによる推定位置をカルマンフィルタを用いて修正する際に、カルマンフィルタによって更新される推定位置の誤差楕円により、使用するランドマークを選択した。このとき、評価指標として誤差楕円の大きさ、あるいは特に、ロボットの移動方向を考慮した大きさを用いている。

これらの研究における計測法の選択は、ロボットの推定位置の誤差  $\Delta \mathbf{x}$  や誤差分散  $V$  を用いており、それらは、自己位置の推定に用いる観測値の誤差  $\Delta \mathbf{y}$  や誤差分散  $\Sigma_y$  によって求めることができる。ここで、 $\Delta \mathbf{y}$  や  $\Sigma_y$  がロボットの位置や時刻で変動し、精度良く推定することが困難となれば、 $\Delta \mathbf{x}$  や  $V$  によって適切な計測法を選択することができない。

これに対し本研究では、従来のように  $\Delta \mathbf{x}$  や  $V$  で計測法を評価するのではなく、計測法の感度によって評価するため、観測値の誤差や誤差分散を求めなくとも適切な計測法を選択できる。

### 3.2.3 感度に基づいた計測法の選択

複数のランドマークを用いた自己位置推定は、はじめにランドマークを観測し、次にその観測値から自己位置を計算するというように2段階で行われる。このとき、観測値の誤差は後者の計算の際に増幅され、推定した自己位置の誤差となる。この増幅率を感度と呼んでいる<sup>1</sup>。

本研究では、「大きさが1の観測誤差(ベクトル)により生じる推定誤差 $\Delta x$ の分布の広がり」によって感度を表す。通常、この広がり は楕円体となり、感度楕円体と呼ぶことにする。感度楕円体は計測法のヤコビ行列がわかれば一意に決まり、観測誤差にはよらない。

感度楕円体は、楕円体の大きさや形などで評価することが考えられるが、本論文ではそのうち感度楕円体の大きさによって計測法を評価することにし、感度楕円体が最も小さな計測法を選択する。なお便宜上、感度楕円体が小さい計測法を感度が小さい計測法と呼ぶことにする。

感度楕円体の大きさを用いて計測法を選択する際に問題となるのが、選択しようとする計測法が、性質の異なる物理量(例えば、距離と相対角度)を観測する場合である。そのような状況には、図3.1に示した2つのケースが考えられる。いま、比較する計測法が計測法1と計測法2であったとしよう。(a)のケースは、計測法1と計測法2で観測する物理量の組み合わせが、相対角度と距離のように異なる物理量の組み合わせとなっている場合である。(b)のケースは、それぞれの計測法では全てのランドマークに対して同じ物理量(計測法1では距離、計測法2では相対角度)を観測しているが、計測法1と計測法2では観測する物理量が異なっている場合である。これらの場合にも適切に計測法を選択できるようにするための方法については、本文で改めて議論する。

<sup>1</sup>感度には、この観測誤差に対する感度の他に、ランドマークの位置の誤差に対する感度(配置誤差に対する感度)もある。以後、誤解の恐れのない場合には、観測誤差に対する感度を簡単に感度と呼ぶ。

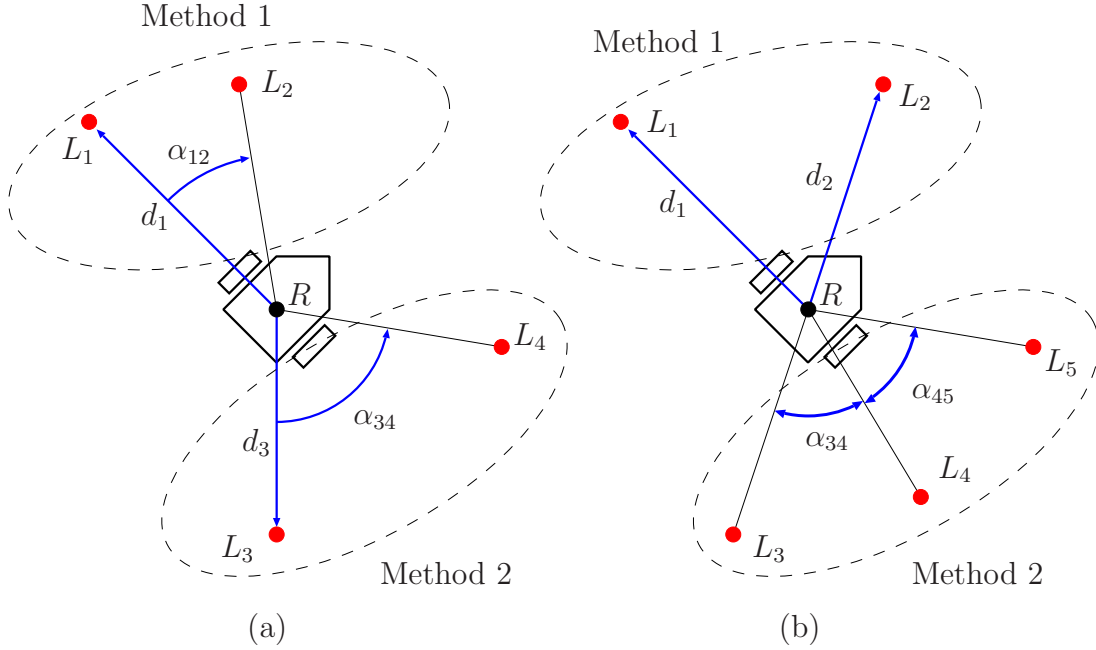


Fig. 3.1: In some cases, observation vector  $\mathbf{y}$  consists of several quantities whose physical meanings are different to each other, and individual self-localizing methods using different kinds of physical quantities.

### 3.2.4 本研究における感度の数学的な定義

ロボットが観測した観測量(距離, 角度等のセンサの生データ)を  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ , それらを用いて求めた計測量(位置, 姿勢等の  $\mathbf{y}$  から計算された量)を  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  とし,  $\mathbf{x}$  が関数  $\mathbf{f}(\mathbf{y}) = (f_1(\mathbf{y}), f_2(\mathbf{y}), \dots, f_n(\mathbf{y}))^T$  を用いて  $\mathbf{x} = \mathbf{f}(\mathbf{y})$  で与えられるものとする. ここで, 本論文では観測量と計測量を区別するので注意する. 観測量の微小変化  $\Delta\mathbf{y}$  に対して計測量の変化  $\Delta\mathbf{x}$  は次のように書ける.

$$\Delta\mathbf{x} = \left( \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{y}} \right) \Delta\mathbf{y} \quad (3.1)$$

ここで,  $(\partial \mathbf{f} / \partial \mathbf{y})$  はヤコビ行列であり  $\mathbf{S}$  とおく. また  $\mathbf{S}$  は, 一般性を失うことなく  $\text{rank} \mathbf{S} = n$  と仮定できる.

3.2.3 節では, 感度はランドマークの観測誤差が自己位置の推定誤差へと伝播する際の増幅率であると述べた. この感度は, 誤差の伝播式(式(3.1))の上ではヤコビ行列  $\mathbf{S}$  にあたる. 本研究では, 感度が最も小さな計測法を選択す

ることを提案しているが、計測法の感度(誤差の伝播率)の大小を  $S$  そのものから判断するのは困難であり、感度の比較が容易となるように、 $S$  を評価する何らかの指標を用いるのが望ましい。

### 3.2.5 感度を用いた従来の研究

本研究における感度の利用の仕方(感度に基づいた計測法の選択)と似たものに、マニピュレータの機構パラメータ(リンクの長さや関節角度)のキャリブレーションでの感度の利用がある [6-8]。

一般に、マニピュレータの機構パラメータのキャリブレーションでは、多点でマニピュレータの位置決めを行い、その先端の3次元位置をCMM(Coordinate Measuring Machine)やレーザトラッキング装置等で計測する。次に、マニピュレータの順運動学モデルを用いて計算された先端位置と、その測定位置とが最も一致するような機構パラメータを非線形最小二乗法で求める。

その際、測定点(マニピュレータの姿勢と先端位置の組)を適切に選択することで、キャリブレーションの精度が向上する。このような測定点の選択は、機構パラメータの誤差を  $\Delta \mathbf{y}$ 、先端位置の測定誤差を  $\Delta \mathbf{x}$  とすると、 $(\partial \mathbf{x} / \partial \mathbf{y})$  に基づいて行うことができる。したがって、それぞれの測定点における  $(\partial \mathbf{x} / \partial \mathbf{y})$  を評価し、最も評価の高い  $(\partial \mathbf{x} / \partial \mathbf{y})$  を持つ測定点を選択することになる。

マニピュレータのキャリブレーションでは、各パラメータ誤差に対する測定誤差の感度を最も平均化するのが良いので、 $(\partial \mathbf{x} / \partial \mathbf{y})$  の特異値間の差が無いように要求される。そのような指標には、条件数(condition number)やObservability Indexがあり、それぞれ、最大特異値/最小特異値、特異値の相乗平均/測定点数(特異値の相乗平均/ルート測定点数)で求められる。そして、前者が最も小さい測定点、または後者が最も大きい測定点を選ぶことで、パラメータ間で感度が最も平均化される。

これに対し、本研究では、観測量の誤差から計測量の誤差へ、できるだけ誤差が伝播しないような  $S$  を持つ計測法を選択する。次節では、そのような視点で各計測法の  $S$  を評価できる指標を求める。



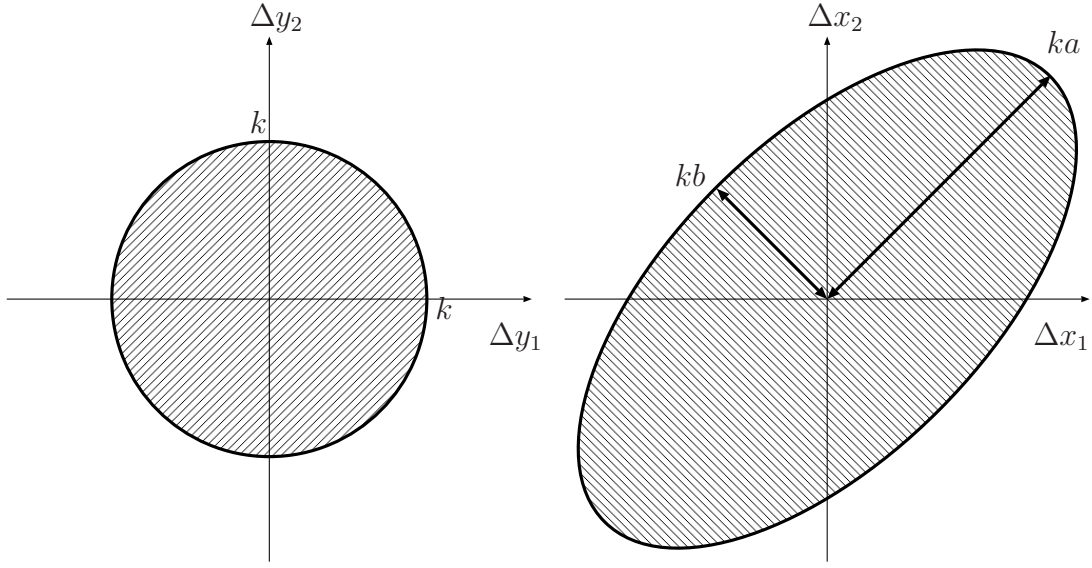

 (a) Observation error ( $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq k$ ) (b) Self-localization error ( $\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq k^2$ )

Fig. 3.2: All  $\Delta \mathbf{y}$  in  $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq k$  are mapped into  $\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq k^2$ .

### 3.2.6 感度楕円体を用いた感度の評価

観測量の変化  $\Delta \mathbf{y}$  の大きさが  $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq k$  であったとき，式 (3.1) から，

$$\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq k^2 \quad (3.2)$$

が成り立つ．

ここで  $\mathbf{S}$  が正則なら， $\|\Delta \mathbf{y}\| = k$  の像は

$$\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} = \Delta \mathbf{y}^T \Delta \mathbf{y} \quad (3.3)$$

$$= k^2 \quad (3.4)$$

となり，式 (3.2) の境界と一致する．これは， $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq k$  の中にある  $\Delta \mathbf{y}$  の全てが， $\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq k^2$  の上に写されることを意味する．そして，この境界上の  $\Delta \mathbf{x}$  の軌跡は，式 (3.4) によって与えられる楕円体となる (図 3.2)．

一方， $\mathbf{S}$  が非正方で，かつ  $\text{rank}(\mathbf{S}) = n$  なら， $\|\Delta \mathbf{y}\| = k$  の像は次のようになる．これは，最小二乗法を用いた自己位置推定などを想定している<sup>2</sup>．

<sup>2</sup>緒言において，全ての観測値を統計的に融合して自己位置を求める方法の例として最小二乗法を挙げたが，ここでは，観測できるランドマークの数に制限があるときに，選択したランドマークの観測値から最小二乗法を用いて自己位置を推定する場合を想定している．



まず,  $\Delta \mathbf{y}$  を  $\mathbf{S}$  の行空間上への射影  $\Delta \mathbf{y}_r$  と 零空間上への射影  $\mathbf{w}$  とに分解する.

$$\Delta \mathbf{y} = \Delta \mathbf{y}_r + \mathbf{w} \quad (3.5)$$

$\mathbf{S}\mathbf{w} = 0$  より  $\Delta \mathbf{x}$  は

$$\Delta \mathbf{x} = \mathbf{S}\Delta \mathbf{y} = \mathbf{S}(\Delta \mathbf{y}_r + \mathbf{w}) = \mathbf{S}\Delta \mathbf{y}_r \quad (3.6)$$

となる. ここで, 疑似逆行列  $\mathbf{S}^+$  は, 次式のように  $\Delta \mathbf{x}$  を  $\Delta \mathbf{y}_r$  へと射影する.

$$\mathbf{S}^+ \Delta \mathbf{x} = \Delta \mathbf{y}_r \quad (3.7)$$

$\Delta \mathbf{y}_r$  のノルムの二乗を求めると

$$\|\Delta \mathbf{y}_r\|^2 = \Delta \mathbf{y}_r^T \Delta \mathbf{y}_r \quad (3.8)$$

$$= \Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}^+)^T \mathbf{S}^+ \Delta \mathbf{x} \quad (3.9)$$

$$= \Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^+ \Delta \mathbf{x} \quad (3.10)$$

$$= \Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \quad (3.11)$$

となる. 最後の式の変形は,  $\text{rank}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T) = n$  であるためである. また,  $\Delta \mathbf{y}_r$  と  $\mathbf{w}$  は直交するために次式が成り立つ.

$$\|\Delta \mathbf{y}\|^2 = \|\Delta \mathbf{y}_r\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3.12)$$

したがって,

$$\|\Delta \mathbf{y}_r\|^2 = \|\Delta \mathbf{y}\|^2 - \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3.13)$$

$$= k^2 - \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3.14)$$

$$\leq k^2 \quad (3.15)$$

となる. 式(3.11)と式(3.15)から,  $\|\Delta \mathbf{y}\| = k$  の像は

$$\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq k^2 \quad (3.16)$$

となる. 等号は,  $\mathbf{w} = 0$ , すなわち,  $\Delta \mathbf{y} = \Delta \mathbf{y}_r$  であるときに成り立つ.

以上から,  $\mathbf{S}$  が正方か非正方かに関わらず  $\text{rank}(\mathbf{S}) = n$  であれば,  $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq k$  の中にある  $\Delta \mathbf{y}$  は  $\mathbf{S}$  によって  $\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq k^2$  の上に写されることがわ

かった．これにより， $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq k$  で表される観測量の変化が生じたときの計測量の変化は，観測量の変化の大きさを表す部分 ( $k$ ) と各計測法における計測量の変化の特徴を表す楕円体 (式 (3.17)) とに分けて考えることができる．

$$\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} = 1 \quad (3.17)$$

本論文では，この楕円体を観測誤差に対する感度楕円体と呼ぶ．この楕円体が小さい計測法を選択すれば，観測誤差が計測誤差へと伝播するのを抑えることができることから，計測法を評価する指標として，この感度楕円体を利用することができる [9]．なお，観測誤差に対する感度楕円体は，観測量が  $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq 1$  の範囲で変化するときの計測量の変化範囲と定義することもできる．

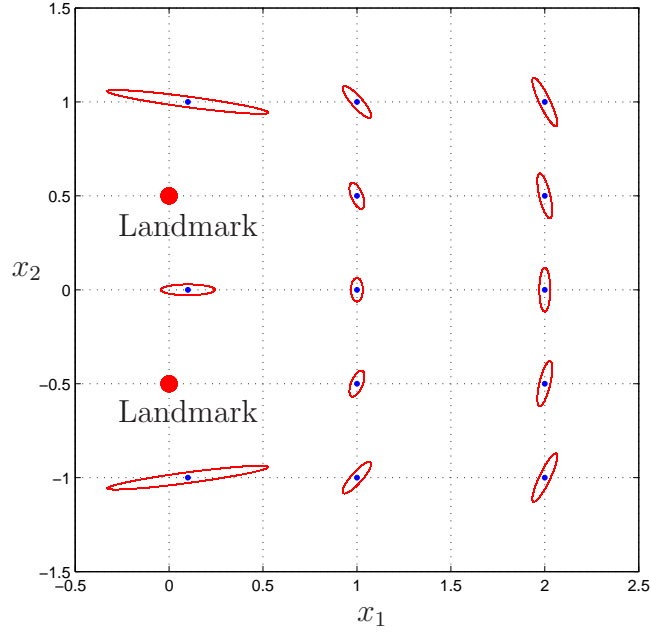


Fig. 3.3: *Sensitivity Ellipsoid* for self-localizing method which uses two distances to two landmarks

### 3.2.7 感度楕円体の大きさによる感度の評価指標

一般には，感度楕円体は小さいほどよいと言える．

一方，移動ロボットにとって環境との干渉を回避することが重要との観点から言えば，ロボットが移動する平面による断面で評価することも考えられる (図3.3)．この断面は楕円となるのだが，その形状が円形に近く，かつ大きさが小さいほど好ましい．この楕円を感度楕円と呼ぶことにする．また，ロボットのナビゲーションでは，一般に経路方向よりも経路に垂直な方向については環境との空間的な余裕が少ない．したがって，上記のような評価関数とともに，経路方向に垂直な楕円の幅を評価関数として使用することも考えられる．

このように，感度楕円体の評価には様々なものがあるが，本論文では主に感度楕円体の大きさで  $S$  を評価することにする．

感度楕円体  $\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} = 1$  の大きさを評価する指標には，行列  $(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$  のトレース  $\text{tr}(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$ ，行列式  $\det(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$ ，固有値の最大値  $\lambda_{\max}(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$  等が考え

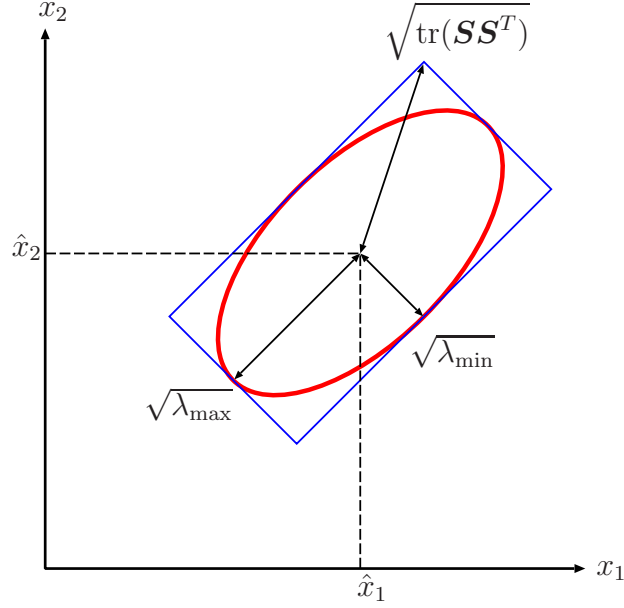


Fig. 3.4: *Sensitivity Ellipsoid* for self-localizing in two dimensions. The area of the bounding rectangle is equal to  $4\sqrt{\det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)}$ .

られ [10], それぞれ以下のことを表す.

- $2\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)}$  は, 感度楕円体を囲み, 楕円体の主軸に平行な辺をもつ hyperbox の対角線の長さを表す.
- $2\sqrt{\lambda_{\max}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)}$  は, 感度楕円体の最も長い主軸の長さを表す.
- $2^n\sqrt{\det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)}$  は, 上記の hyperbox の体積を表す.

上記3つの評価指標を2次元位置計測を例に図示すると図3.4のようになる.

次に, ここで挙げた3つの評価指標の中でどれを用いるべきかについて, 3つの観点から考える.

#### 1) 感度楕円体の大きさをよく表しているか

$\mathbf{S}\mathbf{S}^T$  の  $n$  個の固有値のうち1つでも0に近いものがあれば, 他の固有値がある程度大きかったとしても  $\det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  の値は小さくなる. 一方,  $\lambda_{\max}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  では, 最大の固有値以外を考慮することができない.

これらに対して、 $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ には、全ての固有値の大きさが反映されており、また、固有値のひとつが極端に小さくなっても  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  への影響は大きくない。さらに、感度楕円の形状が円形に近いのかも評価できる<sup>3</sup>。感度楕円の形状が円形に近く、かつその大きさが小さいほど  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  の値は小さくなる。

- 2)  $\mathbf{z}=\mathbf{G}(\mathbf{x})$  なる変換を行なった場合の評価指標と元の評価指標との間に簡単な関係があるか

$\Delta\mathbf{z}$  と  $\Delta\mathbf{x}$  との間に  $\Delta\mathbf{z}=\mathbf{Q}\Delta\mathbf{x}$  の関係が成り立つとする。ただし、 $\mathbf{Q}$  は  $n \times n$  行列とする。このとき評価指標  $\det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  の変換後の値は次式で与えられる。

$$\det((\mathbf{Q}\mathbf{S})(\mathbf{Q}\mathbf{S})^T) = \det(\mathbf{Q}\mathbf{Q}^T) \det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T) \quad (3.18)$$

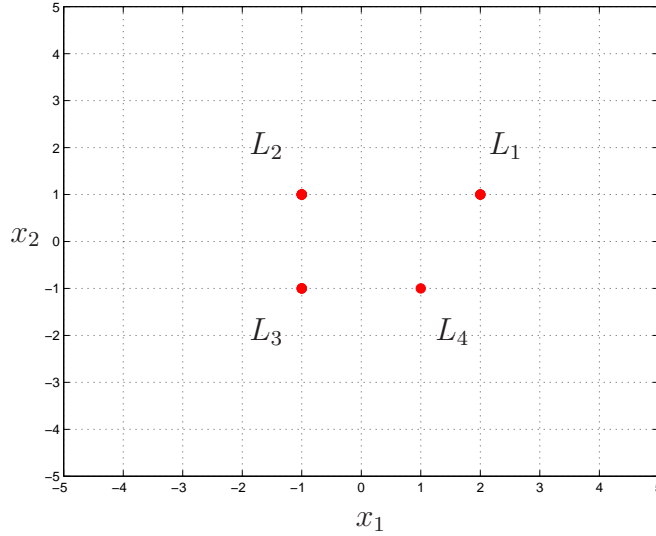
- 3) 計算量が少ないか

$\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  は  $\mathbf{S}$  の全要素の2乗和である。そのため、その演算回数は  $\mathbf{S}$  の各要素を既知とすると  $2nm - 1$  となり他の指標と比較して少ない。

以上の検討の結果、感度楕円体  $\Delta\mathbf{x}^T(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1}\Delta\mathbf{x} = 1$  の大きさを評価する指標として、通常は  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  を使用し、計測量からなる新たな変量を使う場合には、 $\det(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  を使用することとした。

---

<sup>3</sup> $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  は、感度楕円の長軸と短軸の比とその楕円の面積との積にほぼ比例する


 Fig. 3.5: An arrangement of landmarks  $L_i$ .

### 3.2.8 ランドマーク選択の有効性の検証

前節における検討の結果，本研究では，計測法の感度の大きさを評価する指標として主に  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  を用いることにした．

本節では，環境中に複数のランドマークを冗長に配置しておき，評価指標  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  の大小によって計測法を選択することによって，1つの計測法しか用いることができない場合や，利用できる計測法の種類が限られている場合と比べ，感度分布が大きく改善されることを示す．ここでは，図3.5のようにランドマーク  $L_1 \sim L_4$  を配置した．全てのランドマークまでの距離と全てのランドマーク間の相対角度を，ロボットはどの位置からでも観測できるとする．

このとき，利用可能な全ての計測法で同一の物理量を観測する場合と，選択しようとする計測法が，性質の異なる物理量(例えば，距離と相対角度)を観測する場合(図3.1)の2つが考えられる．以下，まずはこれらのうち議論が容易な前者の場合における計測法の選択(観測するランドマークの組の選択)について述べる．

#### 同一種類の観測手段を用いた計測法の選択

ロボットには，“ランドマークまでの距離”または“ランドマーク間の相対角度”のどちらか一方を観測する手段が搭載されているとする．図3.6，図3.8には，いくつかのランドマークの組に対して，それらを観測して自己位置を推定したときの感度分布を示している．これらの図から，観測するランドマークの組によって，感度分布が大きく異なることがわかる．

評価指標  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  の値が最も小さくなるランドマークの組を選択することで，ロボットの位置による評価値の分布は図3.7，図3.9のように改善される．このように，観測可能なランドマークの数が1つか2つ増えるだけで，自己位置推定の精度が大幅に改善される．

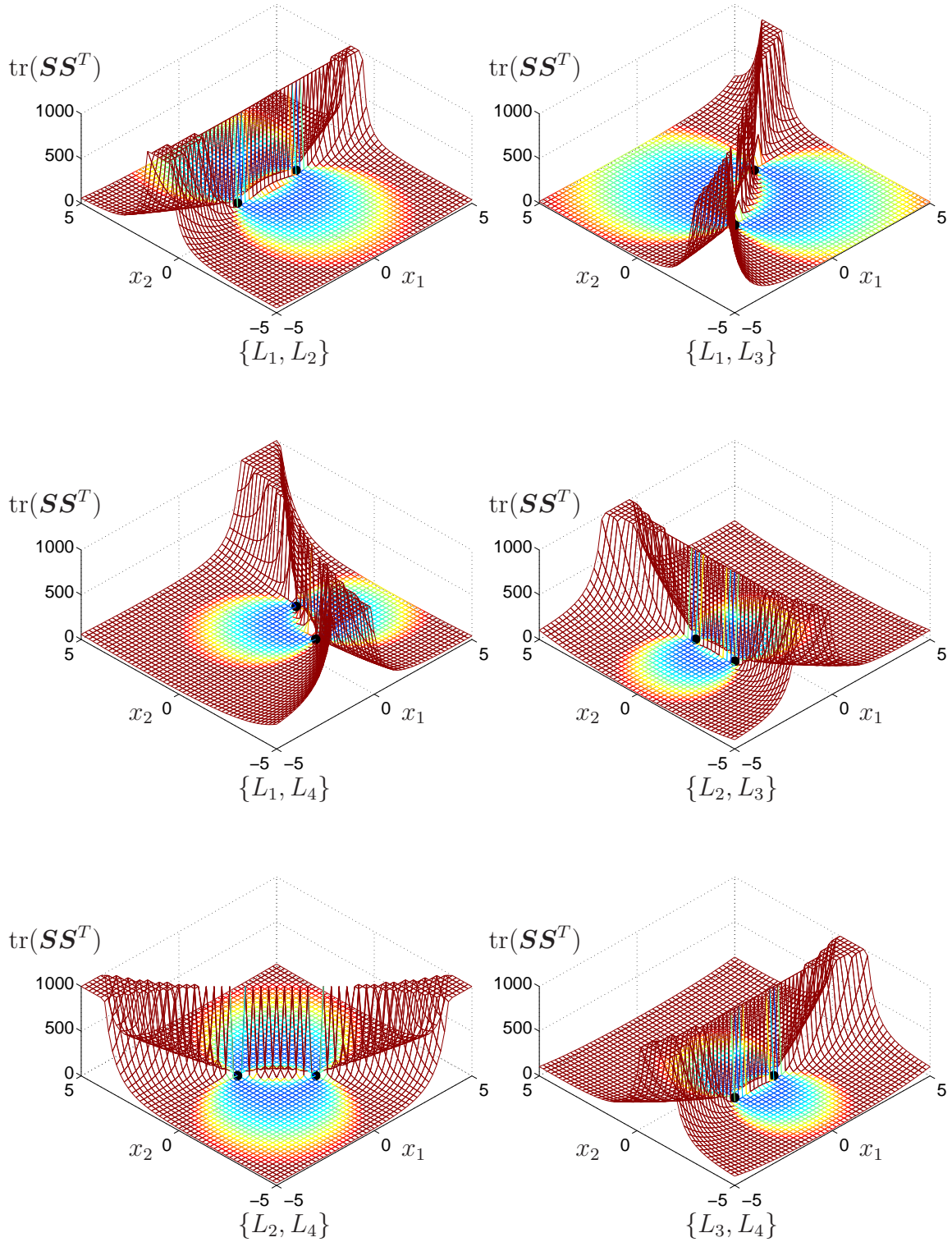


Fig. 3.6: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position.



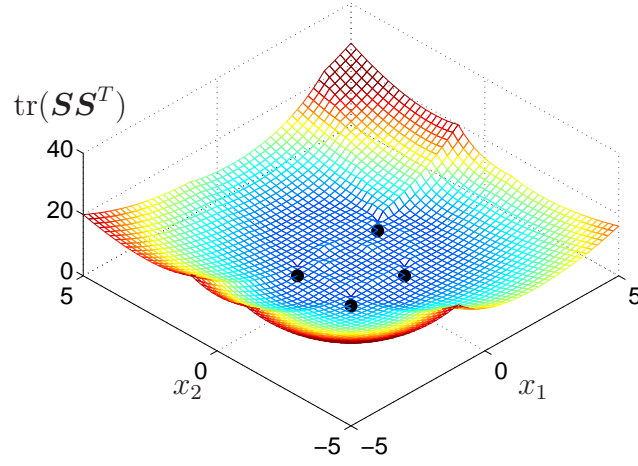


Fig. 3.7: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  by selecting a set of landmarks which gives the least value of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for every robot's position (Observation: two distances).

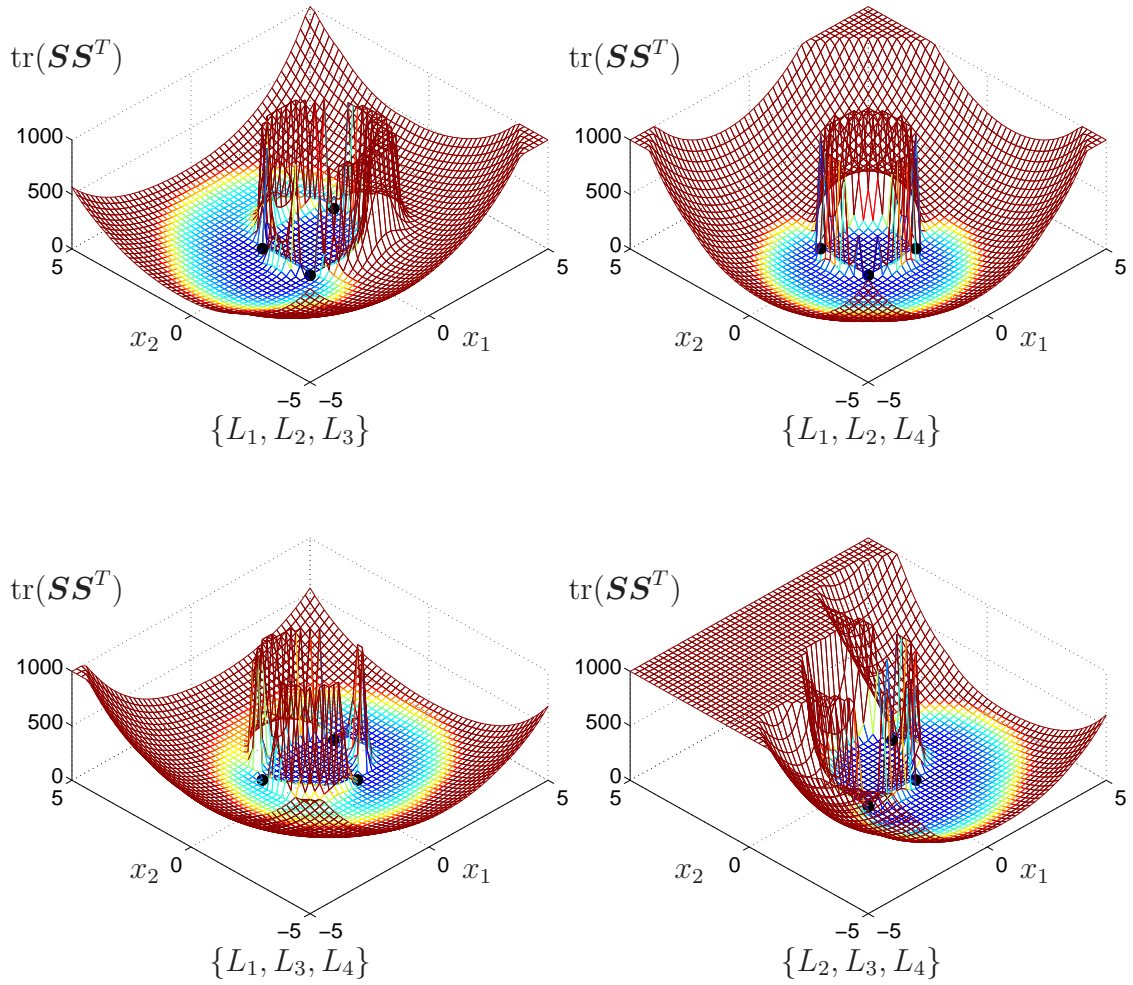


Fig. 3.8: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two angles between two landmarks for every robot's position.

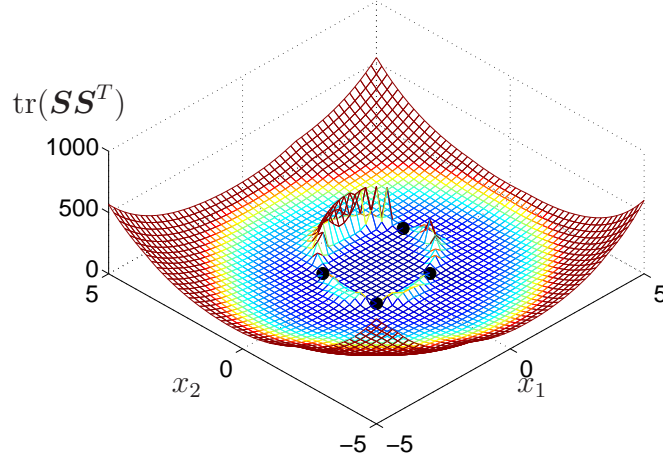


Fig. 3.9: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  by selecting a set of landmarks which gives the least value of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for every robot's position (Observation: two angles).

### 3.2.9 ランドマークの観測手段の反映

利用可能な計測法で，同一の物理量の観測しか行わない場合には，前節のように，評価指標の値が最も小さくなるランドマークの組を選択すれば良い．しかし，ランドマークまでの距離とランドマーク間の角度のように，異なる物理量をロボットが観測できる場合には，注意が必要である．なぜなら，式(3.1)における  $\Delta \mathbf{y}$  の性質が，その要素間や計測法間で異なるため，単にヤコビ行列  $\mathbf{S}$  のみを比較しても， $\Delta \mathbf{x}$  を比較したことにはならないからである．そのような状況には，選択対象の計測法が，距離と角度の両方を観測する場合(図3.1(a))と，各々の計測法では距離または角度のどちらか一方のみを観測するが，距離を観測する計測法と角度を観測する計測法を比較しようとする場合(図3.1(b))がある．

そこで，上記のような場合にも計測法を適切に選択できるように，センサ間の相違を考慮して  $\Delta \mathbf{y}$  に重み付けする． $\Delta \mathbf{y}$  が重み付けにより  $\Delta \mathbf{y}'$  となったとすると， $\Delta \mathbf{y}'$  に対する  $\Delta \mathbf{x}$  の感度は， $\mathbf{S}' = (\partial \mathbf{x} / \partial \mathbf{y}')$  で定義され，この  $\mathbf{S}'$  に基づいて計測法を評価する．

なお， $\Delta \mathbf{y}$  への重み付けは，センサの性能だけでなく，実際の計測においては観測時間などを，ランドマークの配置においてはランドマークのコストなどを考慮して行うこともできるが，ここでは簡単に，各センサの分解能に基づいて行う．すなわち，例えば，前章で構築した超音波アレイセンサを用いた自

自己位置推定システムでは、各センサの分解能がそれぞれ、 $10[\text{mm}](=0.01[\text{m}])$ 、 $0.1[\text{deg}](=0.0017[\text{rad}])$ であるなら、図2.26において、ロボット  $R$  からランドマーク  $A_1$  までの距離  $d_1$  と、 $A_1A_2$  間の角度  $\alpha_{12}$  を観測して位置を計測する手法を計測法2に対する重み付けは、対角行列  $W(=\text{diag}\{0.01, 0.0017\})$  を用いて、 $\Delta \mathbf{y}' = W^{-1}\Delta \mathbf{y}$  とする (図3.10). このとき、 $\mathbf{S}' = \mathbf{S}W$  であり、もしも、観測量間に相関がなく、各観測量の標準偏差と分解能が一致するなら、このような重み付けをした場合の感度楕円体は、いわゆる誤差楕円体と一致する<sup>4</sup>.

“観測誤差に対する感度楕円体”を、“重み付け後の観測誤差  $\Delta \mathbf{y}'$  が  $\|\Delta \mathbf{y}'\| \leq 1$  の範囲で変化するときの計測量の変化範囲”として改めて定義し、以下、新たに定義した感度楕円体 (式(3.19)) の評価指標  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  によって計測法の選択を行う.

$$\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} = 1 \quad (3.19)$$

はじめに、異なる物理量を観測する計測法として、ランドマークまでの距離とランドマーク間の相対角度の2つを観測する計測法を例に挙げ、これを用いて自己位置を推定する場合の計測法 (ここでは、ランドマークの組) の適切な選択を行う. 前節と同様に、いくつかのランドマークの組を用いたときの評価値  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  による感度分布を図3.11に示す. ロボットの位置に対し  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  の値が最も小さくなる組を選択することで、感度分布は図3.12のように改善する. なお、ランドマークの配置は図3.5と同一である.

次に、自己位置推定に用いる観測量の組み合わせとして

- (a) 2つのランドマークまでの距離
- (b) 2つのランドマークの間の相対角度と一方のランドマークまでの距離
- (c) 3つのランドマークの間の相対角度のうちの2つ

<sup>4</sup>計測法の選択では、各計測法の感度の大小のみが重要であり、その大小は、全ての計測法の感度の大きさを等倍しても変化しない. そこで、距離への重み付けはせず、角度へのみ重み付けすることで、設定値の数を減らすことができる. つまり、図2.26の計測法1, 2, 3に対する重み付けでは、それぞれ、 $W = I$ ,  $\text{diag}\{1, 0.17\}$ ,  $\text{diag}\{0.17, 0.17\}$  とすることができる. 以後、 $W$  としてはこれらを用いる.

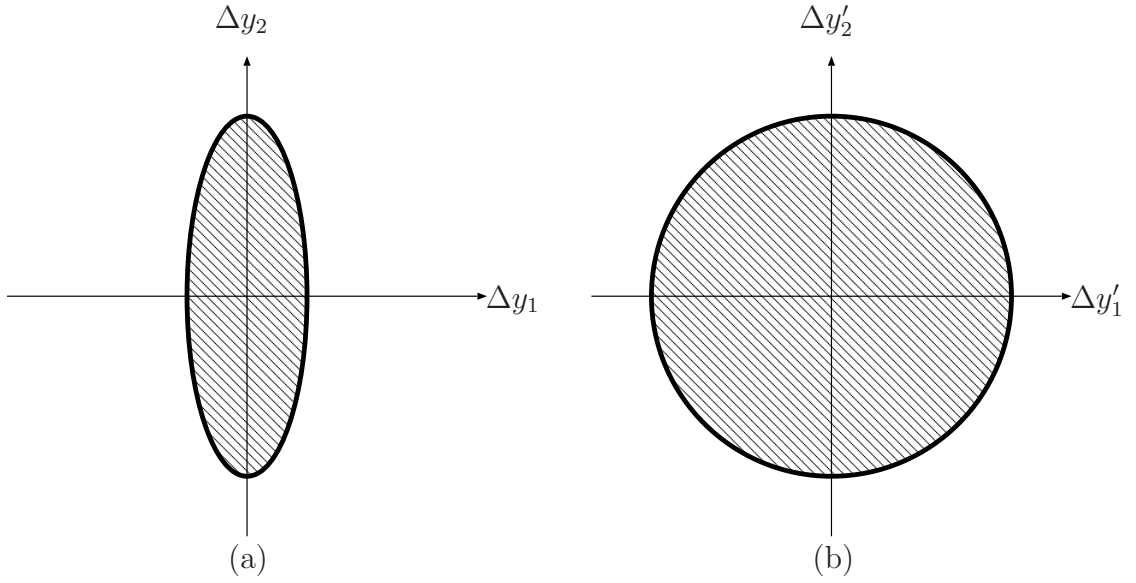


Fig. 3.10: In case that the error distribution of the observation value follows normal distribution and the standard deviation is proportional to the resolution of observation, the shape of the error ellipse of the observation error change from the oval shape (a) to the circular shape (b).

が利用できるときの計測法の選択を行う．これらの計測法は，先ほど挙げたものと前節で挙げたものである．

はじめに，(a)，(b)，(c)のうちの1組だけを自己位置推定に用いるとし，ロボットの位置毎に  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  の値が最も小さいランドマークを選んだときの感度分布を，図3.13に示す．さらに，ランドマークだけでなく，(a)，(b)，(c)の中から  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  の値が最も小さい組を選択したときの感度分布と，そのとき選んだ組の分布を図3.14に示す．図3.13，図3.14を見ると，ロボットの位置によって最適な計測法は異なっており，計測法の冗長性を利用し適切な計測法を選択することで感度が全ての領域で小さくなり，自己位置推定の精度が向上することがわかる．

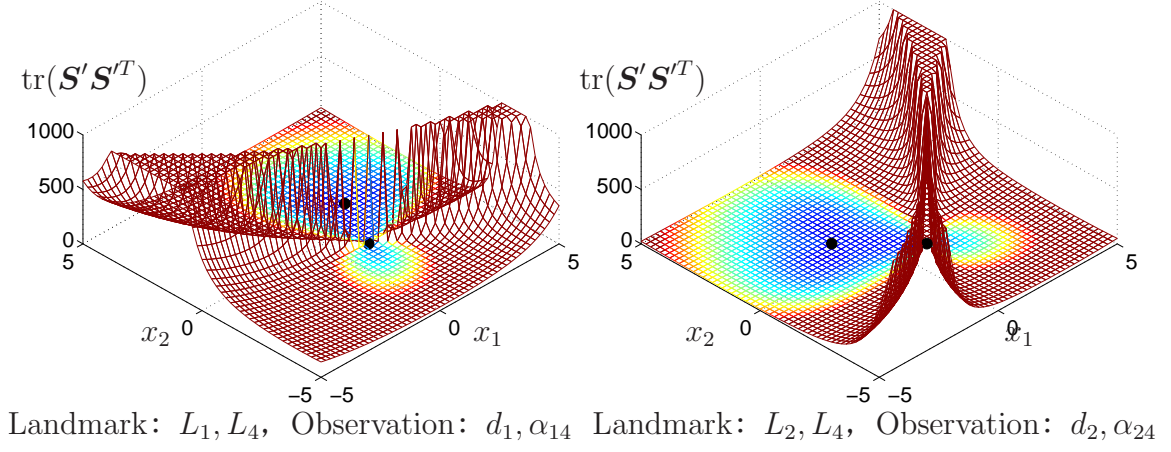
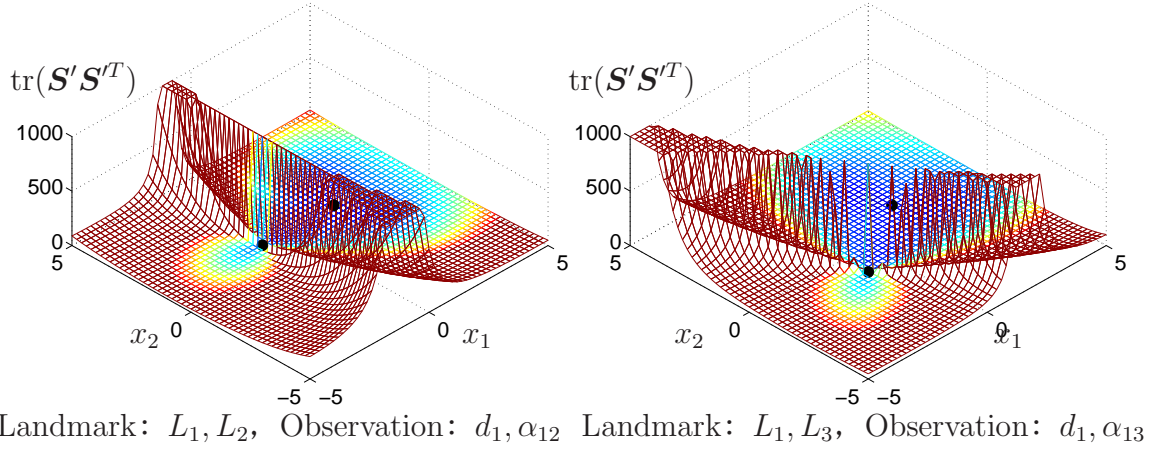


Fig. 3.11: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses a distances to a landmark and an angle between two landmarks for every robot's position.

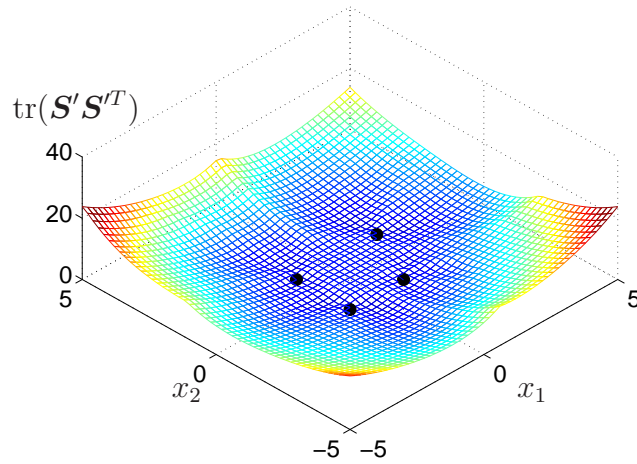


Fig. 3.12: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  by selecting a set of landmarks which gives the least value of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for every robot's position (Observation:  $d, \alpha$ ).



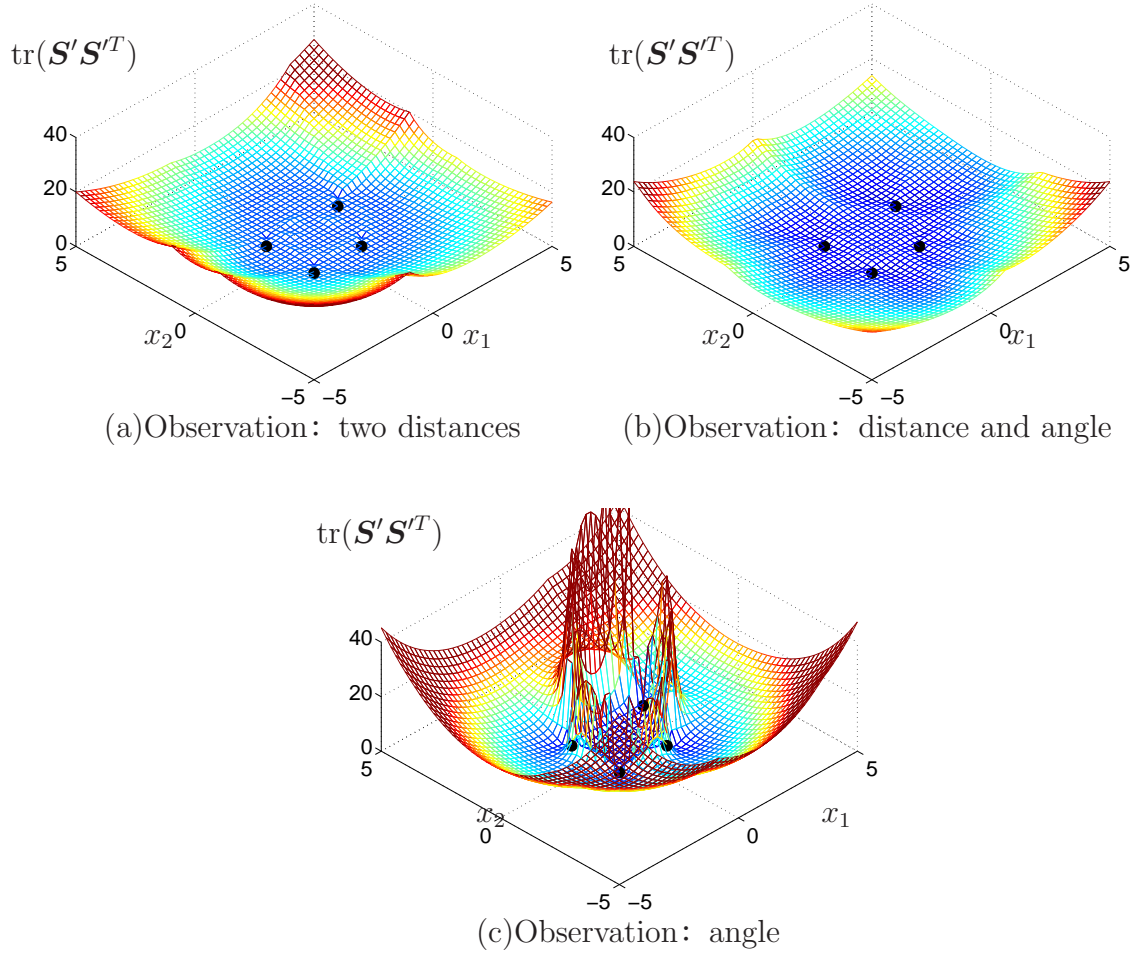


Fig. 3.13: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  by selecting a set of landmarks which gives the least value of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for every robot's position.

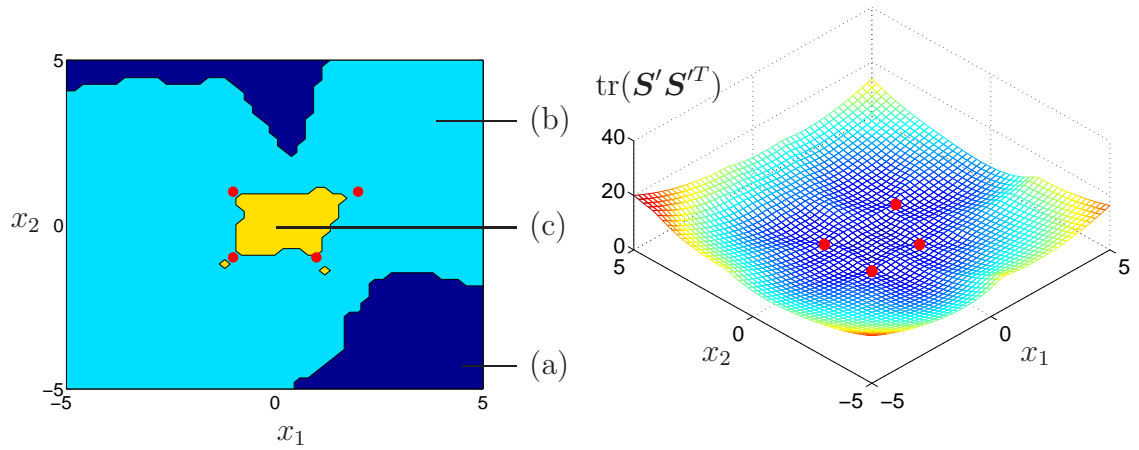


Fig. 3.14: The distribution of  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  (right figure) and the selected method (left figure) by selecting a self-localizing method which gives the least value of  $\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)$  for every position.

### 3.3 感度分布に基づくロボットの経路計画

事前に感度分布を計算しておけば，悪環境のために観測誤差が変化しても，観測誤差の最大値から推定位置の誤差分布(最悪値)を，感度分布と観測誤差の大きさの積として導出可能で，これにより，ランドマークによる自己位置推定をしようとする場所で，位置推定精度が十分かどうかを瞬時に判断できる．

感度の大きさは，ランドマークに対するロボットの相対的な位置によって変化する．3.2.8節，3.2.9節では，この変化の様子を感度分布を用いて示してきた．感度分布をロボットの動作前に知っておくことは，ロボットのナビゲーションにおいて非常に重要である．例えば，感度が大きな場所を通らないように経路計画を立てれば，ロボットはその移動において精度のよい自己位置推定が可能となる．

図2.26で例に挙げた計測法1～3では，各計測法に特有の，感度が極端に大きな領域が存在する．これらの計測法は，それぞれの観測手段の組み合わせ<sup>5</sup>を用いたときにランドマークの数が最も少なくても2次元位置計測法であり，利用される頻度が多いと考える．そこで，これらの計測法を用いたときに感度が大きくなる位置について以下に示す．

#### 計測法1に対する感度解析

ロボットが計測法1を用いて自己位置を計測するときには， $x_2$ 軸上にいるときに感度が無限大となる(図3.15)．計測法1では，観測した2つのランドマーク  $L_1, L_2$  を中心とした2円(半径はそれぞれを観測して得られた距離)の交点として自己位置が求まるのだが， $x_2$ 軸上ではこれらの2円が接することになる(図3.16)．これが，感度が大きくなる理由である． $x_2$ 軸に近い場所では，単に感度が大きくなるだけでなく，観測された距離に含まれる誤差によっては，自己位置を解析的に求めることができない．

<sup>5</sup>3.2.9節において (a), (b), (c)とした3種類の観測の組み合わせのことである．

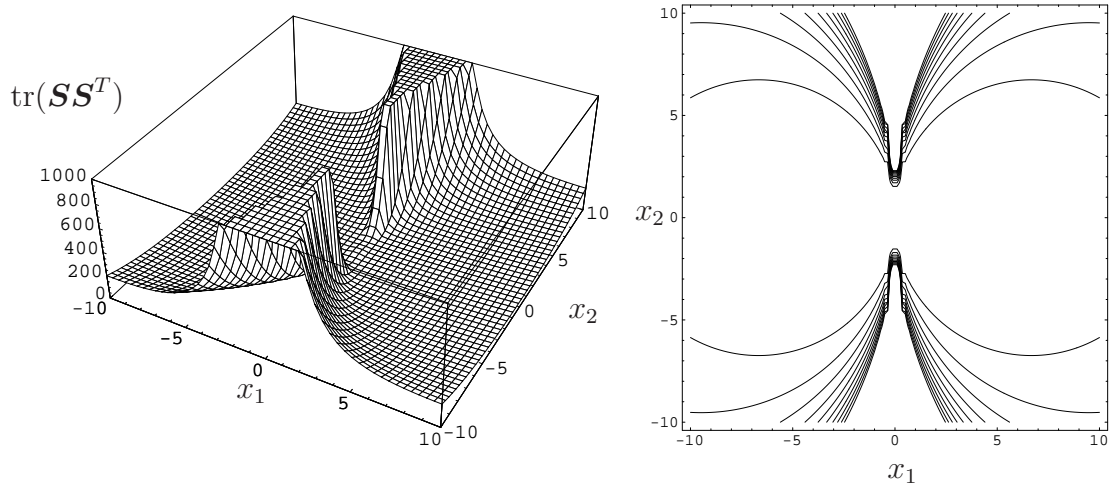


Fig. 3.15: The distribution and the contours of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position.

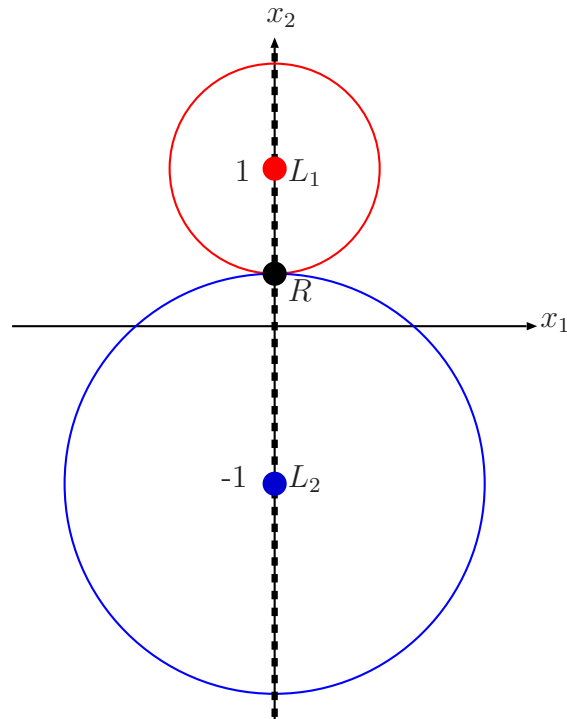


Fig. 3.16: the position (broken line) where  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  becomes infinite for the self-localizing method in Fig.3.15.



### 計測法2に対する感度解析

ロボットが計測法2を用いて自己位置を計測するときには，直線  $x_2 = -1$  上にいるときに感度が無限大となる (図3.17). 計測法2では，距離を観測したランドマーク  $L_1$  を中心とした円 (半径はこのランドマークを観測して得られた距離) と2点間の角度を観測した2つのランドマーク  $L_1, L_2$  を端点としロボットの位置を通る円弧の交点としてロボットの位置が求まるのだが，直線  $x_2 = -1$  上では，これらの円と円弧が接することになる (図3.18). これが，感度が大きくなる理由である．直線  $x_2 = -1$  に近い場所では，計測法1を用いたときの  $x_2$  軸付近と同様に，感度が大きくなるだけでなく，観測された距離と角度に含まれる誤差によってはロボットが自己位置を解析的に求めることができない．

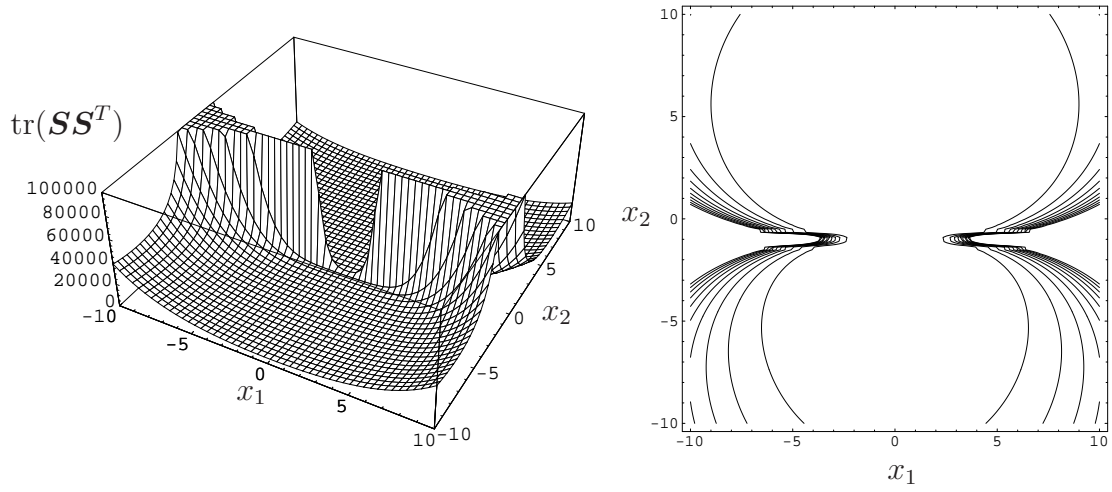


Fig. 3.17: The distribution and contours of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position.

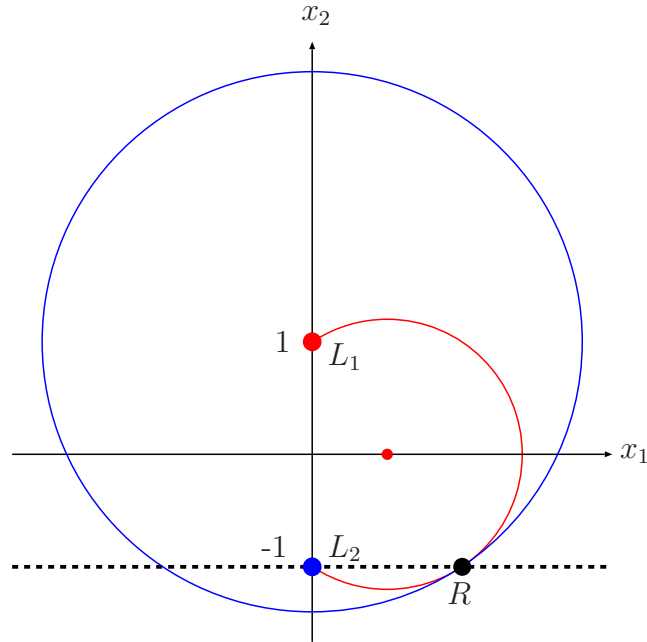


Fig. 3.18: the position (broken line) where  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  becomes infinite for the self-localizing method in Fig.3.17.

### 計測法3に対する感度解析

ロボットが計測法3を用いて自己位置を計測するときには，ランドマーク  $L_1, L_2, L_3$  を通る円上にいるときに感度が無限大となる (図3.19)．計測法3では，それぞれ  $L_1, L_2$  および， $L_2, L_3$  を端点としてロボットの位置を通る2つの円弧の交点としてロボットの位置が求まるのだが， $L_1, L_2, L_3$  を通る円上では，これらの2つの円弧が一致する．これが，感度が大きくなる理由である． $L_1, L_2, L_3$  を通る円に近い場所では，計測法1を用いたときの  $x_2$  軸付近や，計測法2を用いたときの直線  $x_2 = -1$  付近と同様に感度が大きくなるだけでなく，観測された距離と角度に含まれる誤差によってはロボットが自己位置を解析的に求めることができない．

ロボットの移動経路は，上記の感度が無限大となる場所やその付近を避ける必要がある．したがって，ロボットが移動する領域が大きくなるにつれ，ランドマークや観測手段を冗長に用意し，図3.14のように，感度が大きな部分が現れないようにしなければならない．

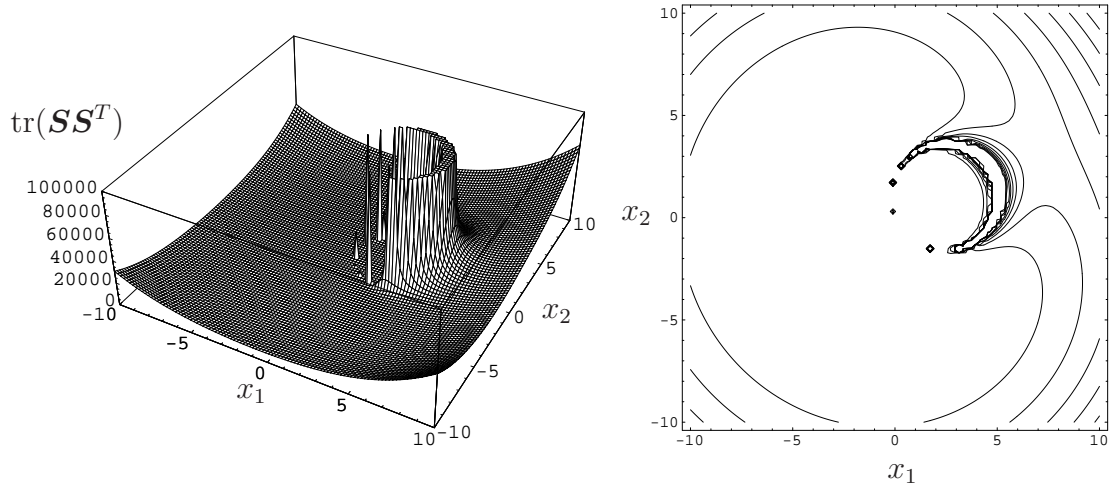


Fig. 3.19: The distribution and contours of  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two angles between two landmarks for every robot's position.

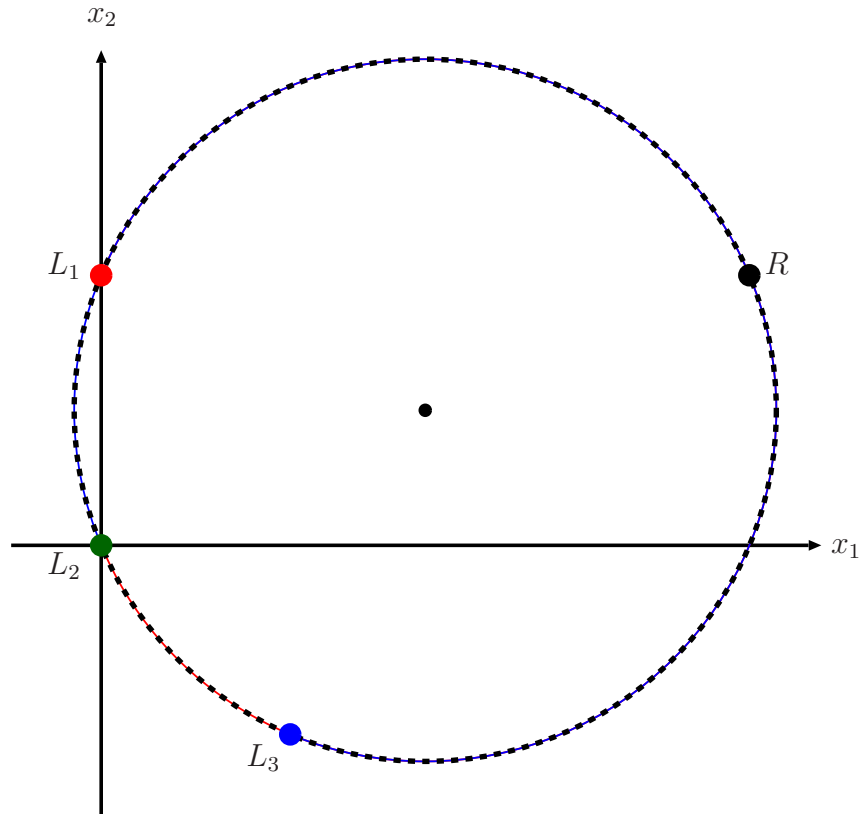


Fig. 3.20: the position (broken line) where  $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$  becomes infinite for the self-localizing method in Fig.3.19.

### 3.4 誤差楕円内の誤差評価に基づくランドマーク選択

ロボットが動作中に観測誤差  $\Delta \mathbf{y}$  の分散  $\Sigma_y$  を推定できるなら、 $\Sigma_y$  から求めた推定位置の誤差分散  $V$  の大きさ<sup>6</sup>に基づいて計測法を選択することができる。もしも  $\Sigma_y$  を精確に推定できるなら、この選択によって、感度に基づいて選択した場合よりも自己位置推定精度がよくなることが期待できる。

しかし、選択した計測法の感度が大きいと、実際には、推定した  $\Sigma_y$  と比較してより大きな誤差  $\Delta \mathbf{y}$  が生じてしまった場合に、自己位置推定精度が極端に悪化する恐れがある。

そこで、 $\Sigma_y$  をロボットの動作中に推定できるときに、 $V$  の大きさと感度の大きさの両方を考慮した上で計測法を選択を行うことで、推定した自己位置の誤差が大きくなりすぎることを防ぎつつ、精度のよい自己位置推定を行う。

具体的には、感度の許容値  $s_{\max}$  を前もって設定しておき、式 (3.20) の条件を満たす計測法のみを選択した上で、 $V$  が最も小さい計測法を選択する。

$$\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T) \leq s_{\max} \quad (3.20)$$

ここで、オドメトリで自己位置を推定したロボットが、走行距離が増すにつれて累積した推定位置の誤差が許容される大きさを越えたために、その推定位置をランドマークによって測定した位置で置き換える場合について考える。

ロボットの真の位置はわからないので、最適な計測法を選択するためには、どの位置における  $V$  で計測法を評価すべきかが問題となる (図 3.21)。

この問題に対する対策の1つとして、オドメトリによる推定位置  $P_0$  の誤差楕円<sup>7</sup>内で、 $V$  の大きさを積分したものを指標とし、それが最も小さな計測法を選択することが考えられる。この場合、誤差楕円内の複数点での  $V$  の大きさを計算しなくてはならないため、その計算量  $C$  を減らすことはこのような計測法を選択をオンラインで行う上で非常に重要である<sup>8</sup>。

<sup>6</sup> $V$  の大きさは誤差楕円の大きさで評価できる。

<sup>7</sup>例えば、2-シグマ確率の誤差楕円 [11]

<sup>8</sup>それぞれの計測法(ランドマークと観測手段の組み合わせ)に対して、感度が特に大きくなる位置を予め調べておき、その位置を誤差楕円内に含むような計測法は初めから評価しないことも、最適な計測法を選択するための計算量を減らす助けとなる。

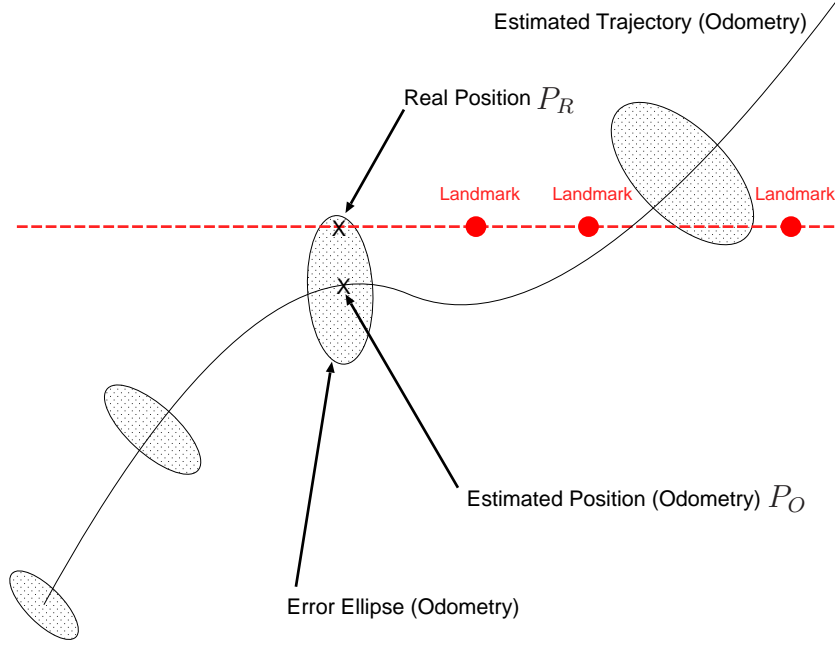


Fig. 3.21: The situation in which the reduction of the computational cost  $C$  is especially effective.

### 3.4.1 自己位置の誤差分散の大きさを推定する計算量の削減

まず,  $V$  の大きさを求める計算量  $C$  を減らす基本的な考え方を示す.

$\Delta y$  と  $\Delta x$  間の関係が

$$\Delta x = S \Delta y \quad (3.21)$$

で与えられるなら,  $\Sigma_y$  と  $V$  の間には,

$$V = S \Sigma_y S^T \quad (3.22)$$

という関係がある. ここで,  $S$  が  $n \times n$  行列であれば,

$$\det(V) = \det(S)^2 \det(\Sigma_y) \quad (3.23)$$

が成り立ち,  $S$  が観測誤差には依存しないことから,  $\det(S)^2$  を前もって計算しておくことで, 計測法を選択するための指標  $\det(V)$  の計算量  $C$  を少なくすることができる. これは, 計測法を選択に要する時間を短縮することにつながる.

以下、計算量 $C$ を削減する具体的な方法を示す。

$\det(\mathbf{S})^2$ を前もって計算しておくということは、言い換えると、ロボットの位置の関数によって表された感度分布を保持するということである。 $C$ を減らすためには、この関数の計算量 $C_S$ <sup>9</sup>が少ないほどよい。

$C_S$ が最も少ないのは、ロボットが移動する2次元平面を小領域に分割し、分割した領域毎に感度の大きさを決めておく場合である。

例えば、ロボットが移動しようとする領域を格子状に分割し、各グリッドの代表点での $\det(\mathbf{S})^2$ を予め計算し記憶しておくことで、その $\det(\mathbf{S})^2$ と $\det(\Sigma_y)$ の積として自己位置推定誤差の大きさ $\det(V)$ を求め、その大小で計測法を選択することが可能となる。このとき、近似された感度分布が得られるわけだが、各グリッド内での $\det(\mathbf{S})^2$ をある値で代表させるといった近似の方法では、分割した小領域が大きすぎれば感度の近似誤差が大きくなり、逆に、小さすぎれば記憶量が多くなる。

そこで、領域の分割と感度の近似を次のように行うことで、 $C_S$ を抑えつつ、近似精度を向上させ、さらに記憶量を減らす。まずは、それぞれの計測法(観測するランドマークと観測手段が同じ)毎で、以下のように感度分布を近似する。以後、近似された感度分布を近似感度分布と呼ぶことにする。

- (1) ロボットが移動する平面を直角二等辺三角形で分割する (図3.22).
- (2) それぞれの三角形 $\Delta_i$ の3つの頂点での $\det(\mathbf{S})^2$ の値を求め、それらの3点を結ぶ三角形で感度分布を近似する (図3.23).
- (3)  $\Delta_i$ 内に、本来の感度が近似感度分布よりも大きい位置がある場合には、その差が最も大きな位置において、近似感度の大きさ (近似感度分布のその位置における値)と元の $\det(\mathbf{S})^2$ が等しくなるように、 $\Delta_i$ 内での近似感度分布を $\det(\mathbf{S})^2$ 軸の方向に移動する (図3.24). この移動量を補正量 $\delta_i$ と呼ぶことにする。

このうち、(3)の処理は、近似感度分布に基づいて自己位置推定誤差を計算したときに、実際よりも小さく見積もってしまうことを防ぐために行う。例として、図2.26の計測法1を用いたときの近似感度分布を図3.25に示す。

<sup>9</sup> $C_S$ は、ロボットの位置から感度の大きさ $\det(\mathbf{S})^2$ を求める計算量

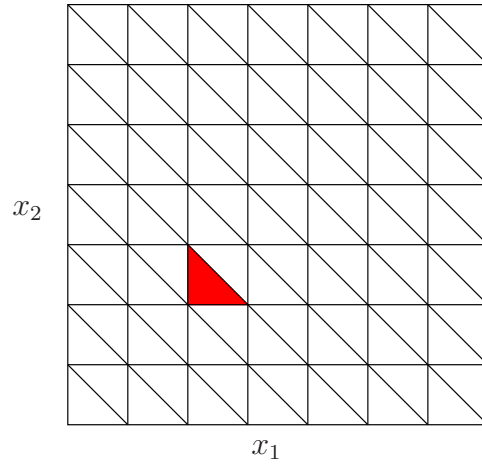


Fig. 3.22: Division of the working area of a robot

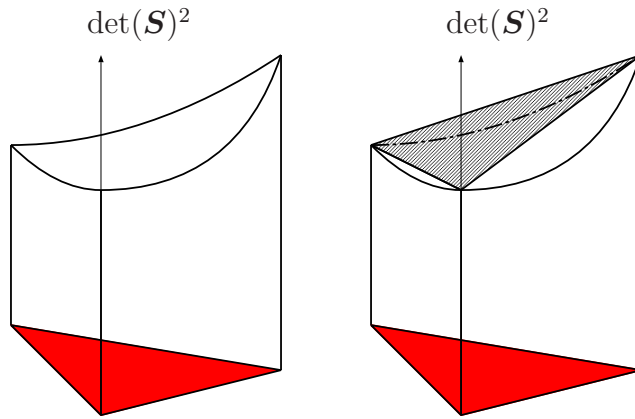


Fig. 3.23: Approximation of sensitivity distribution

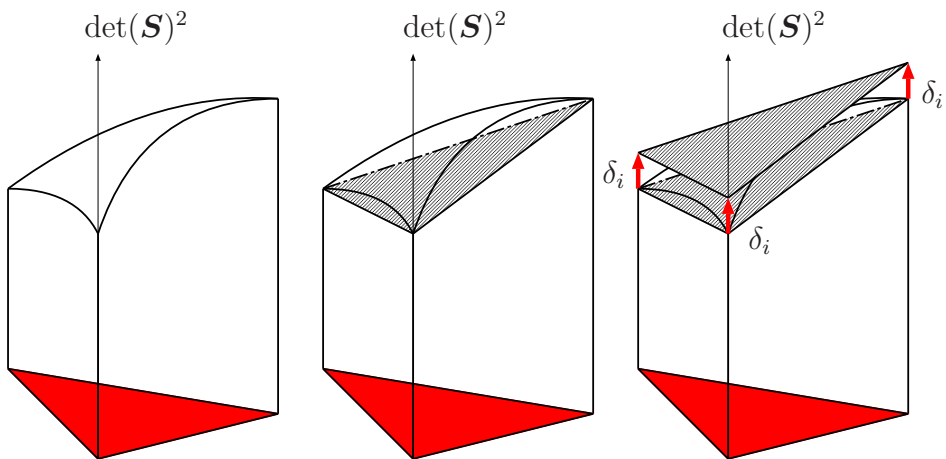


Fig. 3.24: Approximation of sensitivity distribution in the case where sensitivity distribution is convex.



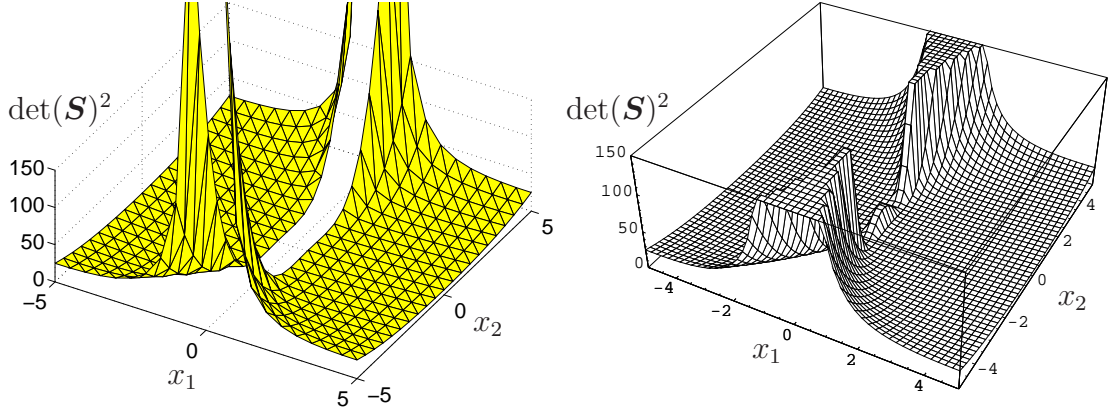


Fig. 3.25: The approximate sensitivity distribution and the original distribution of  $\det(\mathbf{S})^2$  for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position.

この近似感度分布をロボットが保持するには、各  $\triangle_i$  の3つの頂点での  $\det(\mathbf{S})^2$  の値と、(3)による補正量  $\delta_i$  を記憶しておけばよい。もし、全ての位置で、本来の感度が近似感度分布よりも小さい場合には、(3)の補正が必要ないため、 $\triangle_i$  の代表点での感度のみを記憶した場合と比較して、記憶量はおよそ半分<sup>10</sup>。

なお、観測誤差の大きさ  $\det(\Sigma_y)$  が等しいとみなせる計測法群については、 $\triangle_i$  の3つの頂点のうちで最も大きな感度が、最も小さくなる計測法を選択した近似感度分布を記憶しておけばよい。これにより、記憶量をさらに減らすことができる。

記憶した近似感度分布から、ロボットの推定位置に対する  $\det(\mathbf{S})^2$  の値を求めるには、まず、ロボットの推定位置が、どの  $\triangle_i$  に属しているかを調べ、さらに、図3.26における  $s, t$  の値を求める。次に、 $\triangle_i$  の3つの頂点での感度の大きさを  $a_i, b_i, c_i$  (図3.27) とすると、 $\det(\mathbf{S})^2$  は以下の式で計算することができる。

$$\det(\mathbf{S})^2 = (1 - s - t)a_i + sb_i + tc_i + \delta_i \quad (3.24)$$

一方、 $\det(\mathbf{S})^2$  の  $\triangle_i$  内での積分値を  $I_i$  とおくと、誤差楕円内の感度の大きさの積分値  $I$  は、誤差楕円上の全ての  $\triangle_i$  について  $I_i$  の和によって近似できる

<sup>10</sup>これは、直角三角形の各頂点がそれぞれ6つの三角形に共有されており、しかも、隣りあう直角三角形の近似感度分布が連続となるからである。

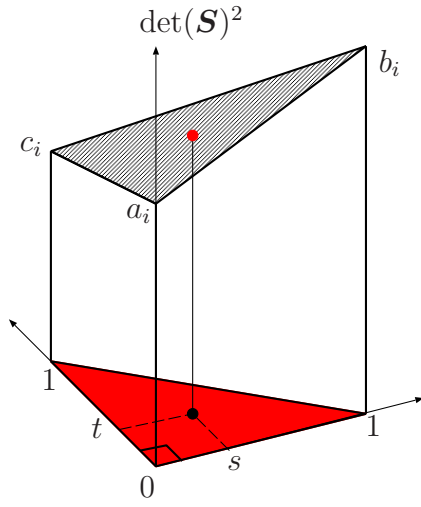


Fig. 3.26: Calculation way of  $\det(\mathbf{S})^2$

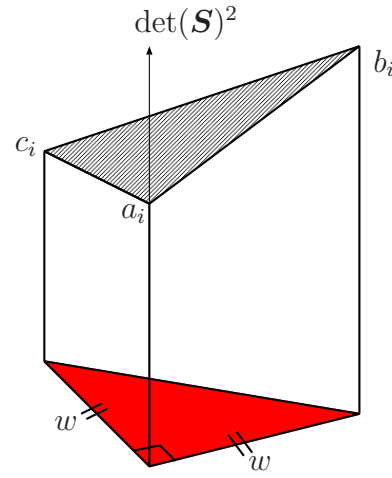


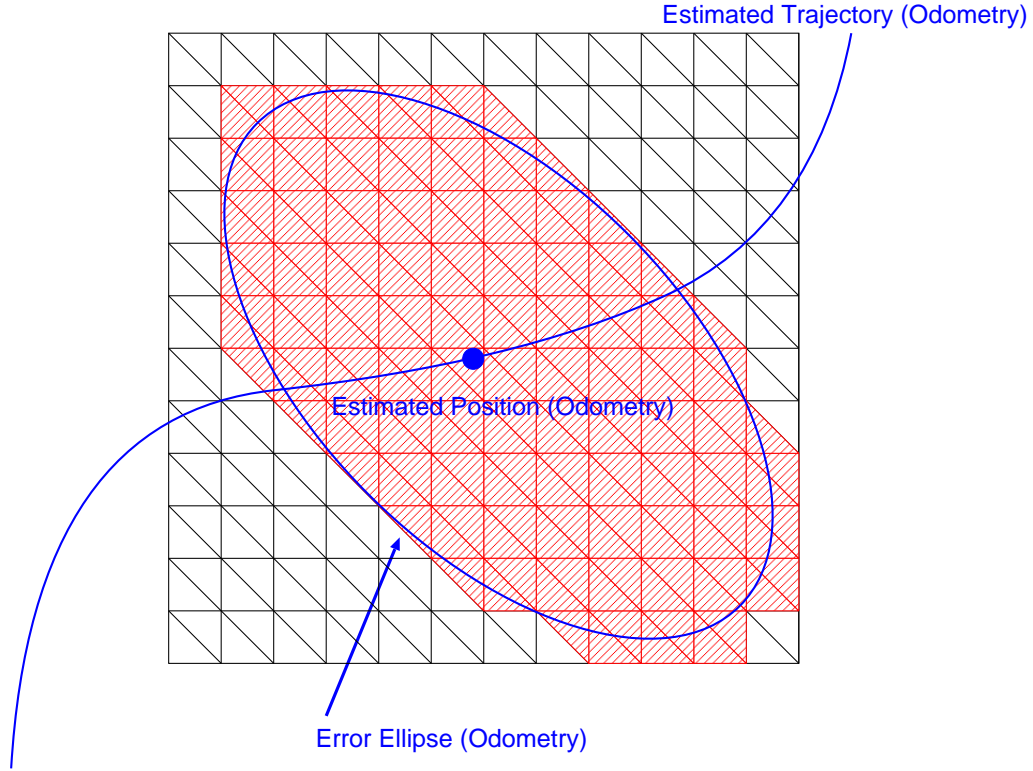
Fig. 3.27: Calculation way of  $I_i$  which is the integration of  $\det(\mathbf{S})^2$  within  $\Delta_i$

(図 3.28). この  $I_i$  は,  $\Delta_i$  の垂直な 2 辺の長さを  $w$  とすると,

$$I_i = \frac{w^2(a_i + b_i + c_i)}{6} \quad (3.25)$$

と求めることができる.  $w$  が一定であれば,  $I$  は (3×誤差楕円上の  $\Delta_i$  の数-1) 回の足し算と 1 回の掛け算のみで求めることができる<sup>11</sup>.

<sup>11</sup>計測法どうしを比較するだけなら, 掛け算は不要である.


 Fig. 3.28: The integration of  $\det(\mathbf{S})^2$  on the error ellipse.

### 3.4.2 誤差楕円内の誤差評価に基づくランドマーク選択の有効性の検証

推定位置の誤差楕円内で誤差分散の大きさを積分したものを評価指標とし、この評価指標が最も小さな計測法を選択することの有効性を評価するため、以下のシミュレーションを行った。シミュレーション条件を表3.1に示す。

いま、図3.29のように、ロボットは地点SからGへ円弧の軌道を精確に移動したものとする。

Table 3.1: Setting in simulations

$v_l = 0.525[\text{m/s}], v_r = 0.475[\text{m/s}], T = 0.50[\text{m}]$
$e_{\hat{v}_l} = N(v_l, (0.1 \times v_l)^2), e_{\hat{v}_r} = N(v_r, (0.1 \times v_r)^2)$
At $G$ , the robot measures the distances to $L_1, L_2, L_3$ .
$e_{d_i} = N(d_i, 0.1^2) : d_i$ is the distance to $L_i$

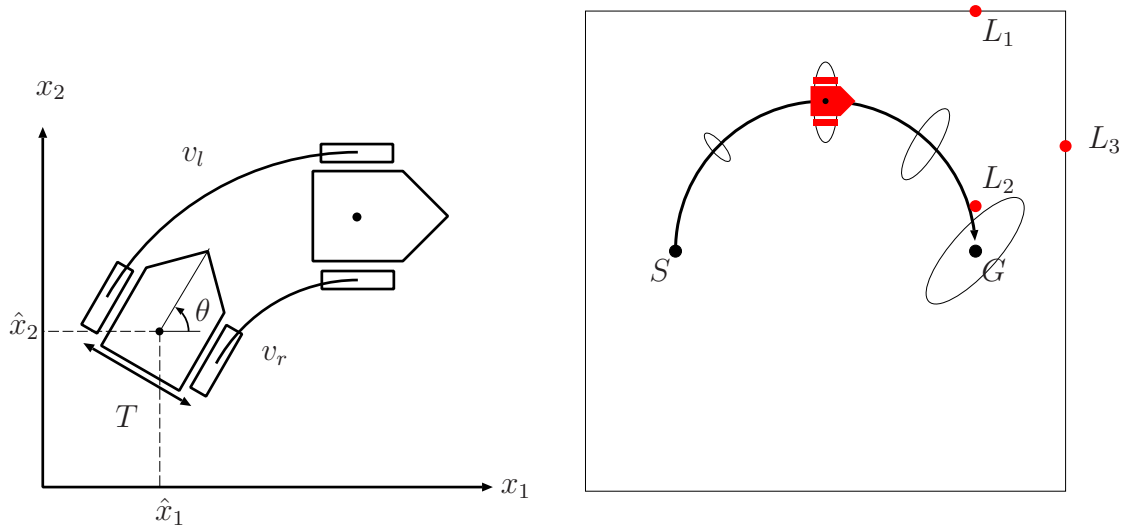


Fig. 3.29: Simulation condition

図 3.30 には、オドメトリを用いて推定した自己位置を緑点、推定位置のみの誤差の大きさでランドマーク  $L_i$  を選択した場合の推定位置を青点、誤差楕円内の誤差の積分値でランドマーク  $L_i$  を選択した場合の推定位置を赤点で表した。

図 3.30 のシミュレーション結果から、推定位置のみの誤差の大きさでランドマーク  $L_i$  を選択した場合には、推定位置の誤差が非常に大きくなっているのがわかる。

これは、G 点において、 $L_1, L_2$  の距離を用いて自己位置を推定したためであり、オドメトリで推定した位置がずれていたために、誤ってこれらのランドマークを選択してしまったことが、このような大きな誤差につながったと考えられる。

一方、この章で提案したように、誤差楕円内の誤差積分値の大小でランドマーク  $L_i$  を選択した場合には、そのような大きな誤差は生じず、オドメトリに誤差が生じるような悪環境の下でも、推定位置精度の悪化を防ぐことができたと考えられる。

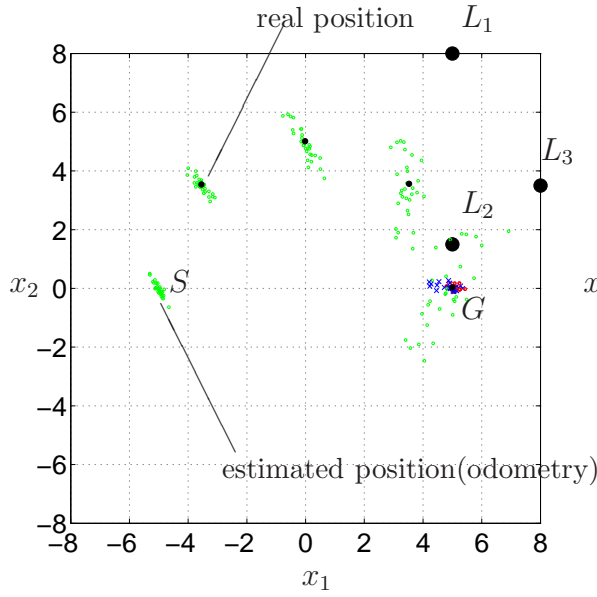


Fig. 3.30: Simulation Result

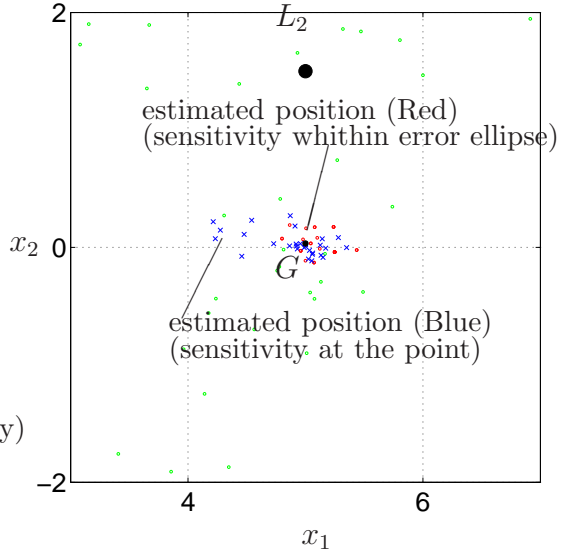


Fig. 3.31: Enlarged Figure near  $G$

### 3.5 おわりに

本章では、走行中のフィールドロボットが作業を行うために停止し、ランドマークを観測して現在位置を推定する際、悪環境の中でも推定位置の精度悪化を防ぐ方法を検討し、感度を用いた選択、および、感度分布に基づく誤差解析を行うことで、下記が可能となった。

- 1). 観測誤差が未知だったり、変動していても、観測誤差によらずに位置推定誤差が大きくなりにくいランドマークの選択が可能となった。
- 2). ランドマークの配置に基づく感度分布を事前に計算しておけば、観測誤差が変化し大きくなっても、その値に基づく推定位置誤差の分布を導出可能で、その場所での推定位置精度が十分かどうかの判断が可能となった。
- 3). オドメトリの誤差が大きいことにより計測法の選択の前提となる推定位置に誤差が含まれていても、ランドマーク観測による自己位置推定誤差が極端に大きくなることを防ぐことが可能となった。

これらの方法は，悪環境での自己位置推定の課題として第1章で挙げた11課題のうち，次の4つの課題の解決につながる．

- 課題2    オドメトリによる推定位置の誤差が大きい
- 課題6    悪天候や土埃などが発生するとランドマークの観測誤差が大きい
- 課題7    時刻や場所で環境が変動するためランドマークの観測誤差が変動する
- 課題8    時刻や場所で観測誤差が変動するため観測誤差の大きさの推定が難しい



## 第4章 移動時におけるランドマークを用いた位置推定

### 4.1 はじめに

前章では、停止時の自己位置推定に関しては検討したが、本章では、走行中のフィールドロボットがランドマークを観測して現在位置を推定する際に、悪環境の中でも推定位置の精度悪化を防ぐ方法を提示する。

第1章では、悪環境での自己位置推定に対して11項目の課題を挙げたが、前章と同じく本章でも、次の4つの課題を解決を図る。

- 課題2 オドメトリによる推定位置の誤差が大きい
- 課題6 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの観測誤差が大きい
- 課題7 時刻や場所で環境が変動するためランドマークの観測誤差が変動する
- 課題8 時刻や場所で観測誤差が変動するため観測誤差の大きさの推定が難しい

悪環境においては、課題6～8のように、ランドマークを観測した値に大きな誤差が含まれることが多く、それをもとに推定した自己位置の真値とのずれが大きくなる場合がある。また、悪環境の状況は時刻や場所によって異なるため、観測誤差の大きさは一定ではない。

そのため、このような観測誤差が大きかったり、変動したりしても、位置推定精度の悪化が抑えられるような方法を検討する。

ロボットが移動しているときには、車輪型移動ロボットであればオドメトリによって移動中の自己位置を推定することができる。このとき、車輪の回転量の測定誤差、および、オドメトリに用いるロボットの機構パラメータの誤差の分散共分散行列の推定値から自己位置の誤差分散も同時に推定することができる。そこで、複数のランドマークを用いた自己位置推定の際に、ロボットの現在の推定位置の誤差分散を考慮することで、自己位置推定の精度を向上させることができる。このような、複数のランドマークを観測して



推定した自己位置とオドメトリによって推定した自己位置を融合し、より精度のよい自己位置を求めるためには、カルマンフィルタがよく用いられている [1, 2, 2-8].

Olle [6]らは、Triangulation-based fusion (TBF)のアルゴリズムにより、超音波距離センサのデータから環境中のエッジの位置を推定し、それらのエッジをランドマークとして観測することで、オドメトリから得たロボットの位置を修正する際にカルマンフィルタを用いている。

Nicholas [7]らは、カメラを用いて環境中から抽出した、点、直線、平面を環境の特徴として扱っている。この論文の中で、著者らは、直線と平面を、カルマンフィルタにとって扱いやすいようなパラメータ<sup>1</sup>によって実にうまく表現している。そして、それらがロボットの移動によってどのように変換されるかを考慮した上で、移動前と移動後に撮影した画像から、点、直線、平面のパラメータや、ロボットの移動(並進、回転)のパラメータをカルマンフィルタを用いて更新している。

Garcia [8]らは、カルマンフィルタの状態量の中に車輪の半径を含めることで、次の効果があるとし、そのように構成したカルマンフィルタを用いて移動ロボットの位置を計測している。

- フィルタが早期に収束する
- 車輪半径の大きな初期誤差が修正される
- ゆっくりとした車輪半径の変化に追従する

本章では、ランドマークを観測し、オドメトリによって推定した自己位置をカルマンフィルタを用いて更新する際に、使用する計測法(ランドマークと観測手段)を選択する方法を検討する。

カルマンフィルタを用いて自己位置を更新する際には、ランドマークを観測して得られたデータの誤差分散が必要となるが、既存の研究の多くは、観測誤差の分散として計測前に予め決めた定数を用いている。この観測誤差の分散が精度良く推定できていれば、カルマンフィルタによって更新された

---

<sup>1</sup>パラメータの値に制限がなく、線形な式で表現できる

計測量の誤差分散が最も小さくなる計測法を選択すればよい。しかし，超音波灯台を用いるときの超音波の反射波や外乱，CCDカメラを用いてランドマークを観測するときの光の強さや方向の変化などにより，観測値の誤差分散が時刻やロボットの位置によって変化してしまえば，観測値の誤差分散は計測前に設定したものとは異なってしまい，カルマンフィルタの性能が劣化してしまう。そこで，観測誤差が場所や時刻で変化することにより，その分散共分散行列を精度よく設定することが困難であるときにも有効な，カルマンフィルタのパラメータの設定および計測法の選択を行う方法を提案する。

また，カルマンフィルタ適用前の推定位置の誤差が小さい時には問題にならないが，悪環境のように，オドメトリ誤差が大きい場合には，カルマンフィルタ適用前の推定位置のずれが大きく，その位置に基づいてランドマークを選択してしまえば，カルマンフィルタの推定位置が発散してしまうことがある。そこで，前章と同様に，誤差楕円内の感度評価を実施することで，カルマンフィルタの発散を防ぐ。

## 4.2 移動時におけるランドマークを用いた位置推定の課題

### 4.2.1 オドメトリによるロボットの自己位置推定

図4.1のような移動ロボットの2次元平面上での位置を計測することを考える。このロボットは独立に駆動する2輪を左右に有し，車軸に取り付けられたエンコーダで各サンプリング点 $k$ における各車輪の回転量を観測しているとする。サンプリング区間 $[k, k+1]$ での各車輪の回転量を $\bar{\mathbf{v}}_k = (\bar{r}_k \ \bar{l}_k)$ とし，これによって更新されたロボットの2次元平面上での推定位置を， $\bar{\mathbf{p}}_{k+1} = (\bar{x}_{k+1} \ \bar{y}_{k+1} \ \bar{\alpha}_{k+1})^T$ とすると，

$$\bar{x}_{k+1} = \bar{x}_k + \frac{T}{2} \frac{R_r \bar{r}_k + R_l \bar{l}_k}{R_r \bar{r}_k - R_l \bar{l}_k} (\sin \bar{\alpha}_{k+1} + \sin \bar{\alpha}_k) \quad (4.1)$$

$$\bar{y}_{k+1} = \bar{y}_k - \frac{T}{2} \frac{R_r \bar{r}_k + R_l \bar{l}_k}{R_r \bar{r}_k - R_l \bar{l}_k} (\cos \bar{\alpha}_{k+1} + \cos \bar{\alpha}_k) \quad (4.2)$$

$$\bar{\alpha}_{k+1} = \bar{\alpha}_k + \frac{R_r \bar{r}_k - R_l \bar{l}_k}{T} \quad (4.3)$$

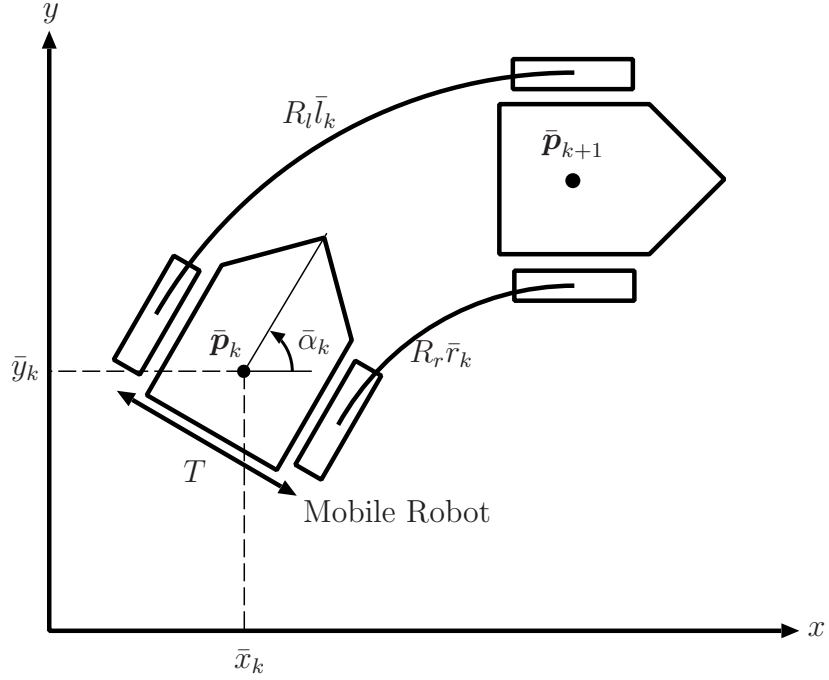


Fig. 4.1: Model of a wheeled mobile robot

と求められる．ここで左右の車輪径を  $R_r$ ,  $R_l$ , トレッドを  $T$  とした．これらの式は次のように表現できる．

$$\bar{\mathbf{p}}_{k+1} = \mathbf{g}_k(\bar{\mathbf{p}}_k, \bar{\mathbf{v}}_k) \quad (4.4)$$

式(4.4)は様々な誤差を含み，ロボットの真の位置  $\mathbf{p}_k$  に対しては次のように書ける．

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{k+1} &= \mathbf{g}_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{v}_k) + \mathbf{n}_k \\ &\simeq \mathbf{g}_k(\bar{\mathbf{p}}_k, \bar{\mathbf{v}}_k) + \mathbf{A}_k \delta \mathbf{p}_k + \mathbf{B}_k \delta \mathbf{v}_k + \mathbf{n}_k \end{aligned} \quad (4.5)$$

ここで，

$$\mathbf{A}_k = \left. \frac{\mathbf{g}_k}{\mathbf{p}_k} \right|_{\bar{\mathbf{p}}_k, \bar{\mathbf{v}}_k}, \quad \mathbf{B}_k = \left. \frac{\mathbf{g}_k}{\mathbf{v}_k} \right|_{\bar{\mathbf{p}}_k, \bar{\mathbf{v}}_k} \quad (4.6)$$

である．また  $\delta \mathbf{p}_k$ ,  $\delta \mathbf{v}_k$  は，それぞれ  $\mathbf{p}_k$ ,  $\mathbf{v}_k$  の誤差を表し， $\mathbf{n}_k$  はそれ以外の誤差で量子化誤差などを含む．これらの誤差は互いに無相関で，いずれも期待値が0，分散共分散行列がそれぞれ  $\mathbf{P}_k$ ,  $\mathbf{V}_k$ ,  $\mathbf{N}_k$  の微小な誤差と考える．

そのとき、分散共分散行列の更新は次式のように行われる。

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_k \mathbf{A}_k^T + \mathbf{B}_k \mathbf{V}_k \mathbf{B}_k^T + \mathbf{N}_k \quad (4.7)$$

#### 4.2.2 ランドマーク観測とカルマンフィルタによる自己位置更新

ランドマークを観測して得られた観測量  $\mathbf{y}_k$  (この章では要素の数を  $m$  とする) と位置  $\mathbf{p}_k$  の間に、以下の関係があるとする。

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{p}_k) + \mathbf{q} \quad (4.8)$$

ここで、 $\mathbf{q}$  は観測誤差で、平均値0、分散共分散行列  $\mathbf{Q}$  である確率変数とする。

なお  $\mathbf{h}_k$  が非線形関数の場合には、 $\bar{\mathbf{p}}_k$  のまわりで線形化して、

$$\mathbf{h}_k(\mathbf{p}_k) \simeq \mathbf{h}_k(\bar{\mathbf{p}}_k) + \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k}{\partial \mathbf{p}_k} \right|_{\bar{\mathbf{p}}_k} (\mathbf{p}_k - \bar{\mathbf{p}}_k) \quad (4.9)$$

$$= \mathbf{h}_k(\bar{\mathbf{p}}_k) + \mathbf{C}_k (\mathbf{p}_k - \bar{\mathbf{p}}_k) \quad (4.10)$$

となり、 $\boldsymbol{\eta}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{h}_k(\bar{\mathbf{p}}_k) + \mathbf{C}_k \bar{\mathbf{p}}_k$  を用いれば、

$$\boldsymbol{\eta}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{p}_k + \mathbf{q} \quad (4.11)$$

と書くことができる。もし  $\mathbf{h}_k$  が線形関数なら、式(4.8)は直接、式(4.11)の形に書くことができる。

ランドマークによる観測値が得られたとき、カルマンフィルタによって  $\bar{\mathbf{p}}_k$  と  $\mathbf{P}_k$  は次式のように更新され、それぞれ  $\hat{\mathbf{p}}_k$ ,  $\mathbf{M}_k$  となる。これらは、次のオドメトリで式(4.4), (4.7)の  $\bar{\mathbf{p}}_k$ ,  $\mathbf{P}_k$  にそれぞれ代入される。

$$\hat{\mathbf{p}}_k = \bar{\mathbf{p}}_k + \mathbf{K}_k [\boldsymbol{\eta}_k - \mathbf{C}_k \bar{\mathbf{p}}_k] \quad (4.12)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{P}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k \quad (4.13)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{C}_k^T [\mathbf{C}_k \mathbf{P}_k \mathbf{C}_k^T + \mathbf{Q}]^{-1} \quad (4.14)$$

#### 4.2.3 悪環境における観測誤差の変化がカルマンフィルタに与える影響

カルマンフィルタ適用前の分散共分散行列  $\mathbf{P}_k$  に対して、適当な計測法を選択して用いることで、適用後の推定位置の誤差分散を小さくする。本論

文では，利用可能な計測法をカルマンフィルタ適用後の誤差分散共分散行列  $\mathbf{M}_k$  の大きさを評価し，その評価に従って最適な計測法を選択する． $\mathbf{M}_k$  の大きさの指標には  $\mathbf{M}_k$  によって作られる誤差楕円体の大きさを用いることにし，3.2.7節の議論から  $\text{tr}\mathbf{M}_k$  を評価指標とする．

ここで，観測誤差の変化の影響を調べるのを容易にするため，次のようにカルマンフィルタを構成しなおす．

まず式(4.8)のように観測量について観測方程式をたてるのではなく，計測量について式をたてる [2]．こうすることで，従来のカルマンフィルタの式では， $\mathbf{C}_k$  と  $\mathbf{Q}$  の2つが計測法によって異なっていたのが， $\mathbf{C}_k = \mathbf{I}$  となることにより，異なるのは  $\mathbf{Q}$  のみとなる．

式(4.8)は次のようになる．

$$\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k) = \mathbf{p}_k + \mathbf{q} \quad (4.15)$$

ここで  $\mathbf{q}$  はそれぞれの計測法における計測誤差となり，以後，観測誤差とは呼ばないので注意する．

新しいカルマンフィルタは以下のようになる．

$$\hat{\mathbf{p}}_k = \bar{\mathbf{p}}_k + \mathbf{P}_k[\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}]^{-1}[\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k) - \bar{\mathbf{p}}_k] \quad (4.16)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{P}_k - \mathbf{P}_k[\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}]^{-1}\mathbf{P}_k \quad (4.17)$$

式(4.17)により，このカルマンフィルタを適用した後の分散共分散行列  $\mathbf{M}_k$  は， $\mathbf{P}_k$  とそれぞれの計測法の  $\mathbf{Q}$  によってのみ決定されているのがわかる．

観測量  $\mathbf{y}$  の誤差  $\Delta\mathbf{y}$  が小さければ， $\mathbf{q} = \mathbf{S}\Delta\mathbf{y}$  となり， $\mathbf{Q}$  は観測誤差の分散共分散行列  $\Sigma_{\mathbf{y}}$  を用いて

$$\begin{aligned} \mathbf{Q} &= E[\mathbf{q}\mathbf{q}^T] \\ &= \mathbf{S}E[\Delta\mathbf{y}\Delta\mathbf{y}^T]\mathbf{S}^T \\ &= \mathbf{S}\Sigma_{\mathbf{y}}\mathbf{S}^T \end{aligned} \quad (4.18)$$

と求まる．そして，この  $\mathbf{Q}$  から  $\text{tr}\mathbf{M}_k$  を計算することが可能である．そこで， $\Sigma_{\mathbf{y}}$  が精度良く推定できるなら，各計測法を用いたときの  $\text{tr}\mathbf{M}_k$  をそれぞれ計算し， $\text{tr}\mathbf{M}_k$  が最も小さくなるような計測法を選択すれば良い．

ランドマークの配置誤差が観測誤差に対して無視できないほどに大きな場合には、式(4.18)の $\Sigma_y$ を観測誤差と配置誤差を並べたベクトル $(\Delta \mathbf{y}^T/k, \Delta \mathbf{l}^T)^T$ の分散共分散行列とし、 $\mathbf{S}$ を $\mathbf{S}'$ とすることによって、 $\mathbf{Q}$ を求める。

光や温度、風など環境の変化により、観測誤差の分散共分散行列 $\Sigma_y$ が時刻やロボットの位置によって変化する場合には、 $\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k)$ の誤差の分散共分散行列も変化し、それは式(4.16)で設定していた $\mathbf{Q}$ と異なってしまう。このときの計測誤差を $\mathbf{q}'$ とおくと、式(4.15)は

$$\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k) = \mathbf{p}_k + \mathbf{q}' \quad (4.19)$$

となる。これにより、 $\hat{\mathbf{p}}_k$ の誤差分散は次式における $\mathbf{M}'_k$ となり、式(4.17)の $\mathbf{M}_k$ とは異なる。

$$\mathbf{M}'_k = (\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{I})\mathbf{P}_k(\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{I})^T + \hat{\mathbf{K}}_k\mathbf{Q}'\hat{\mathbf{K}}_k^T \quad (4.20)$$

$$\begin{aligned} &= (\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{K}_k)(\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}')(\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{K}_k)^T \\ &\quad + \mathbf{P}_k - \mathbf{P}_k(\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}')^{-1}\mathbf{P}_k \end{aligned} \quad (4.21)$$

ここで改めて $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k[\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}']^{-1}$ 、 $\hat{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_k[\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}]^{-1}$ とした。また、 $\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k)$ の誤差の分散共分散行列の真の値を $\mathbf{Q}'$ としている。

なお $\mathbf{Q}'$ が変化せず、かつ $\mathbf{Q}'$ を正確に推定することができたなら、 $\mathbf{Q}' = \mathbf{Q}$ となり、 $\mathbf{M}'_k$ は式(4.21)の第1項を消去したものとなる。したがって、 $\mathbf{Q}$ と $\mathbf{Q}'$ とが一致しないことによる $\hat{\mathbf{p}}_k$ の誤差分散の変化 $\Delta \mathbf{M}_k$ は次のようになる。

$$\Delta \mathbf{M}_k = (\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{K}_k)(\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}')(\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{K}_k)^T \quad (4.22)$$

### 4.3 カルマンフィルタ適用後の誤差分散に基づくランドマーク選択

本論文では、 $\mathbf{Q}$ を適切に設定することによって誤差分散の増加 $\Delta \mathbf{M}_k$ を抑え、 $\text{tr} \mathbf{M}'_k$ が最も小さくなるようにする。さらに、 $\mathbf{Q}$ をそのように設定したときに $\text{tr} \mathbf{M}'_k$ が最小となる計測法を選択することで、環境の変化に対してロバストな自己位置推定を行う。

### 4.3.1 観測誤差の変動

以下の議論では、観測量は統計的に独立であると仮定し、 $\Sigma_y$  は対角行列  $\text{diag}(\sigma_j^2)$  であるとする。

各観測量の誤差分散  $\sigma_j^2$  を各軸にとった  $m$  次元直交座標系を考える。この座標上の点を  $\mathbf{v}$  とおく。

各  $\sigma_j^2$  は独立に  $[\sigma_{j \min}^2, \sigma_{j \max}^2]$  の範囲で変化するとする。この範囲は、例えばセンサの分解能、ランドマークの認識に用いる閾値などによって規定される。

2点  $\mathbf{v}_{\min}(\sigma_{1 \min}^2, \dots, \sigma_{m \min}^2)$ ,  $\mathbf{v}_{\max}(\sigma_{1 \max}^2, \dots, \sigma_{m \max}^2)$  を通る直線  $\mathcal{L} \mathbf{v} = (\mathbf{v}_{\max} - \mathbf{v}_{\min})l + \mathbf{v}_{\min}$  上の点を  $\mathbf{v}'(\sigma_1'^2, \dots, \sigma_m'^2)$  とする。なお  $l = [0, 1]$  である。

ここで  $\mathbf{v}_{\min}$  と  $\mathbf{v}'$  を対角線とするようなハイパーボックス領域を考えると、この領域内で  $\text{tr} \mathbf{M}_k'$  が最大となるのは  $\mathbf{v}'$  である。

以上を、観測量が2つの場合について図示すると図4.2のようになる。図中、斜線部領域では  $\mathbf{v}'$  において  $\text{tr} \mathbf{M}_k'$  が最大となる。すなわち、 $\mathbf{v}'$  に対する  $\text{tr} \mathbf{M}_k'$  を小さくすることができれば、全ての領域で  $\text{tr} \mathbf{M}_k'$  を小さく抑えることができる。

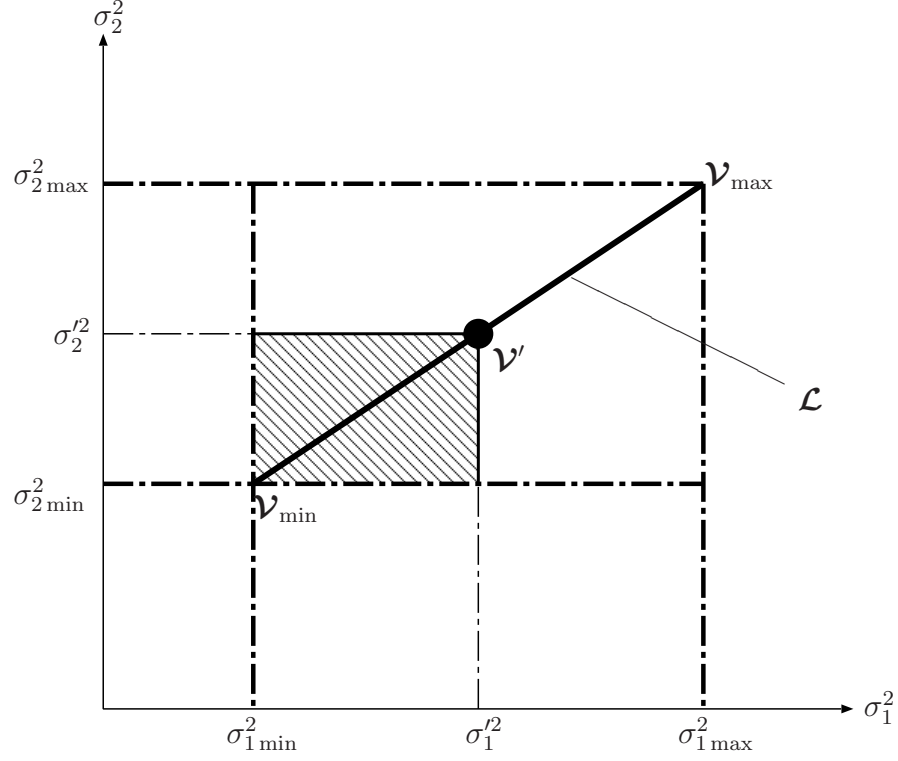


Fig. 4.2: The range of variation of the observation error variance

直線  $\mathcal{L}$  上での  $\Sigma_y$  は式 (4.23) で示される  $l$  の関数となる。

$$\begin{aligned}
 \Sigma_y &= \text{diag}(\sigma_{1\max}^2 - \sigma_{1\min}^2, \dots, \sigma_{m\max}^2 - \sigma_{m\min}^2)l \\
 &\quad + \text{diag}(\sigma_{1\min}^2, \dots, \sigma_{m\min}^2) \\
 &= \Delta \Sigma_y l + \Sigma_{y\min}
 \end{aligned} \tag{4.23}$$

式 (4.23) を式 (4.18) に代入すると  $Q'$  は

$$Q' = S \Delta \Sigma_y S^T + S \Sigma_{y\min} S^T \tag{4.24}$$

となる。ここで

$$S_\Sigma = S \text{diag}(\sigma_{1\max} - \sigma_{1\min}, \dots, \sigma_{m\max} - \sigma_{m\min}) \tag{4.25}$$

とおくと、次式が得られる。

$$Q'(l) = S_\Sigma S_\Sigma^T l + S \Sigma_{y\min} S^T \tag{4.26}$$



式(4.26)を式(4.22)に代入することで、 $\text{tr}\Delta\mathbf{M}_k$ が $l$ の関数となり、 $l = [0, 1]$ の範囲で $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ が最小となるように $\mathbf{Q}$ と計測法を決めることができる。

ランドマークの配置誤差が観測誤差に対して無視できないほどに大きな場合には、 $\sigma_j^2$ を $(\Delta\mathbf{y}^T/k, \Delta\mathbf{l}^T)$ の各要素の誤差分散とし、さらに $\mathbf{S}$ を $\mathbf{S}'$ として $\mathbf{S}_\Sigma$ 、 $\Sigma_{\mathbf{y}_{\min}}$ を求め、式(4.26)から $\mathbf{Q}'(l)$ を求める。

以降の節では、ロボットの2次元位置計測を例に、 $\mathbf{Q}$ と計測法の決定法について述べる。環境が変化しているときの $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の大きさを表す指標としては、 $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の最大値と平均値を考え、それぞれ4.3.2節、4.3.3節で議論する。

### 4.3.2 誤差分散の最大値を抑える選択

式(4.26)のように $\mathbf{Q}'$ が変動するとき、 $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の最大値が最も小さくなるように、 $\mathbf{Q}$ を設定することを考えよう。

$\text{tr}\mathbf{M}'_k$ は、式(4.26)を式(4.20)に代入してトレースをとることにより、次式に示すような $l$ の1次関数となる。

$$\begin{aligned} \text{tr}\mathbf{M}'_k &= \text{tr}\left(\hat{\mathbf{K}}_k \mathbf{S}_\Sigma \mathbf{S}_\Sigma^T \hat{\mathbf{K}}_k^T\right) l + \text{tr}\left(\hat{\mathbf{K}}_k \mathbf{S} \Sigma_{\mathbf{y}_{\min}} \mathbf{S}^T \hat{\mathbf{K}}_k^T\right) \\ &\quad + \text{tr}\left((\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{I}) \mathbf{P}_k (\hat{\mathbf{K}}_k - \mathbf{I})^T\right) \end{aligned} \quad (4.27)$$

$$= a_k l + b_k + c_k \quad (4.28)$$

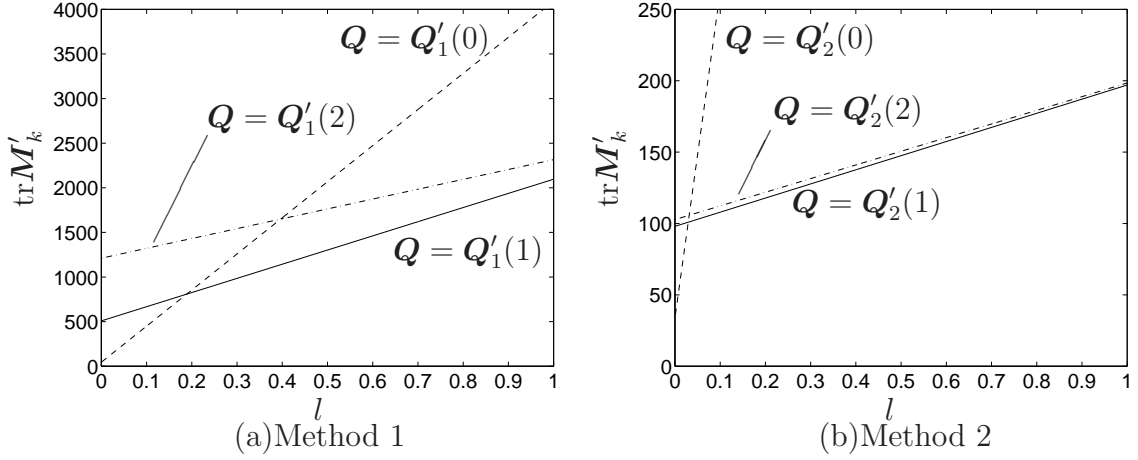
明らかに $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ は $l$ に対して単調に増加する。したがって、 $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}'(1)$ と設定することにより、 $l = 1$ で $\text{tr}\Delta\mathbf{M}_k = 0$ となり、 $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ は最小値

$$\text{tr}\mathbf{M}'_{k,\min} = \text{tr}\left(\mathbf{P}_k - \mathbf{P}_k (\mathbf{P}_k + \mathbf{Q}'(1))^{-1} \mathbf{P}_k\right) \quad (4.29)$$

をとる。利用可能な計測法が複数ある場合には、この値が最も小さい計測法を選択すればよい。

以下、例を用いて説明する。

ロボットはオドメトリによって自己位置を推定しながら移動し、原点(0,0)に到達したとする。ここで、ロボットはランドマークを観測して、2つの計測法(計測法1, 計測法2)を用いて2組の計測値 $\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k)$ ,  $i = 1, 2$ を得る。


 Fig. 4.3: The change of  $\text{tr} \mathbf{M}'_k$  with the observation error variance

原点でのオドメトリによる推定位置  $\bar{\mathbf{p}}_k$  の誤差の分散共分散行列  $\mathbf{P}_k$  と2つの計測法(計測法1, 計測法2)の感度  $\mathbf{S}_i$  をそれぞれ以下のように仮定する. なお, ここで挙げた2つの計測法の感度の評価値(トレース)は同じ大きさである.

$$\mathbf{P}_k = \begin{pmatrix} 10^2 & 0 \\ 0 & 100^2 \end{pmatrix} \quad (4.30)$$

$$\mathbf{S}_1 = \begin{pmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{S}_2 = \begin{pmatrix} 7 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.31)$$

さらに  $\Sigma_{\mathbf{y}}$  (対角行列である) の全ての要素は  $\sigma_j^2 = [1^2, 10^2]$  の範囲で変化すると仮定する. 前節で述べたように,  $\mathbf{f}_i(\mathbf{y}_k)$  の誤差の分散共分散行列  $\mathbf{Q}'_i(l)$  は, 式(4.26)で与えられる.

計測法1を用いるとき, カルマンフィルタの分散の更新式(4.17)における  $\mathbf{Q}$  の値を  $\mathbf{Q}'_1(0)$ ,  $\mathbf{Q}'_1(1)$ ,  $\mathbf{Q}'_1(2)$  と設定すると, 式(4.21)で与えられる  $\text{tr} \mathbf{M}'_k$  は, それぞれ図4.3(a)のように変化する. 明らかに  $\text{tr} \mathbf{M}'_k$  の最大値が最も小さくなる  $\mathbf{Q}$  の設定値は  $\mathbf{Q}'_1(1)$  である. 一方, 計測法2を用いたときには図4.3(b)のようになる. この場合も同様に,  $\mathbf{Q}'_2(1)$  が最適な設定値である. そして, 計測法1および2を比べると, 計測法2の方がより小さな  $\text{tr} \mathbf{M}'_k$  を実現しており, このことから計測法2を選択すべきことがわかる.

次に, ある分布をもつデータを実際に作成してシミュレーションを行った. 用意したのは,  $\bar{\mathbf{p}}_k$  として平均値  $\mathbf{0}$ , 分散共分散行列が  $\mathbf{P}_k$  であるようなデータ

(1000 個),  $\mathbf{f}_1(\mathbf{y}_k)$  として平均値  $\mathbf{0}$ , 分散共分散行列が  $\mathbf{Q}'_1(l)$  で, かつ  $l$  がロボットの動作中に変動することを模擬するために,  $l = 0.0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0$  としたデータ各 200 個, 計 1000 個を順番に連結したものである. また,  $\mathbf{P}_k$ ,  $\mathbf{Q}'_1(0)$ ,  $\mathbf{Q}'_1(1)$  の  $2\sigma$  境界線を図にしたものを, 図 4.4( a) に示す.

このデータに対して,  $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}'_1(0)$ ,  $\mathbf{Q}'_1(1)$  と設定した 2 つのカルマンフィルタを適用した. シミュレーションの結果, カルマンフィルタ適用後の推定位置  $\hat{\mathbf{p}}_k$  の分布は図 4.4( 1a), ( 2a) のようになった. 明らかに,  $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}'_1(1)$  と設定したときのほうが  $\hat{\mathbf{p}}_k$  の分散は小さい.

さらに, 平均値  $\mathbf{0}$ , 分散共分散行列  $\mathbf{Q}'_2(l)$  である 2 次元ガウス分布をもつ  $\mathbf{f}_2(\mathbf{y}_k)$  に対して, 先ほどと同様に  $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}'_2(0)$ ,  $\mathbf{Q}'_2(1)$  のカルマンフィルタを適用した. 用意したデータは  $\mathbf{f}_1(\mathbf{y}_k)$  と同様である.

得られた  $\hat{\mathbf{p}}_k$  の分布を図 4.4(1b), (2b) に示す. Method 1 と同様,  $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}'_2(1)$  と設定したときに  $\hat{\mathbf{p}}_k$  の分散は小さい. また (2a) と (2b) を比較すると (2b) の分散のほうが小さい. このことは,  $l = 1$  での  $\text{tr} \mathbf{M}'_k$  は計測法 2 の方が小さいことと一致する.

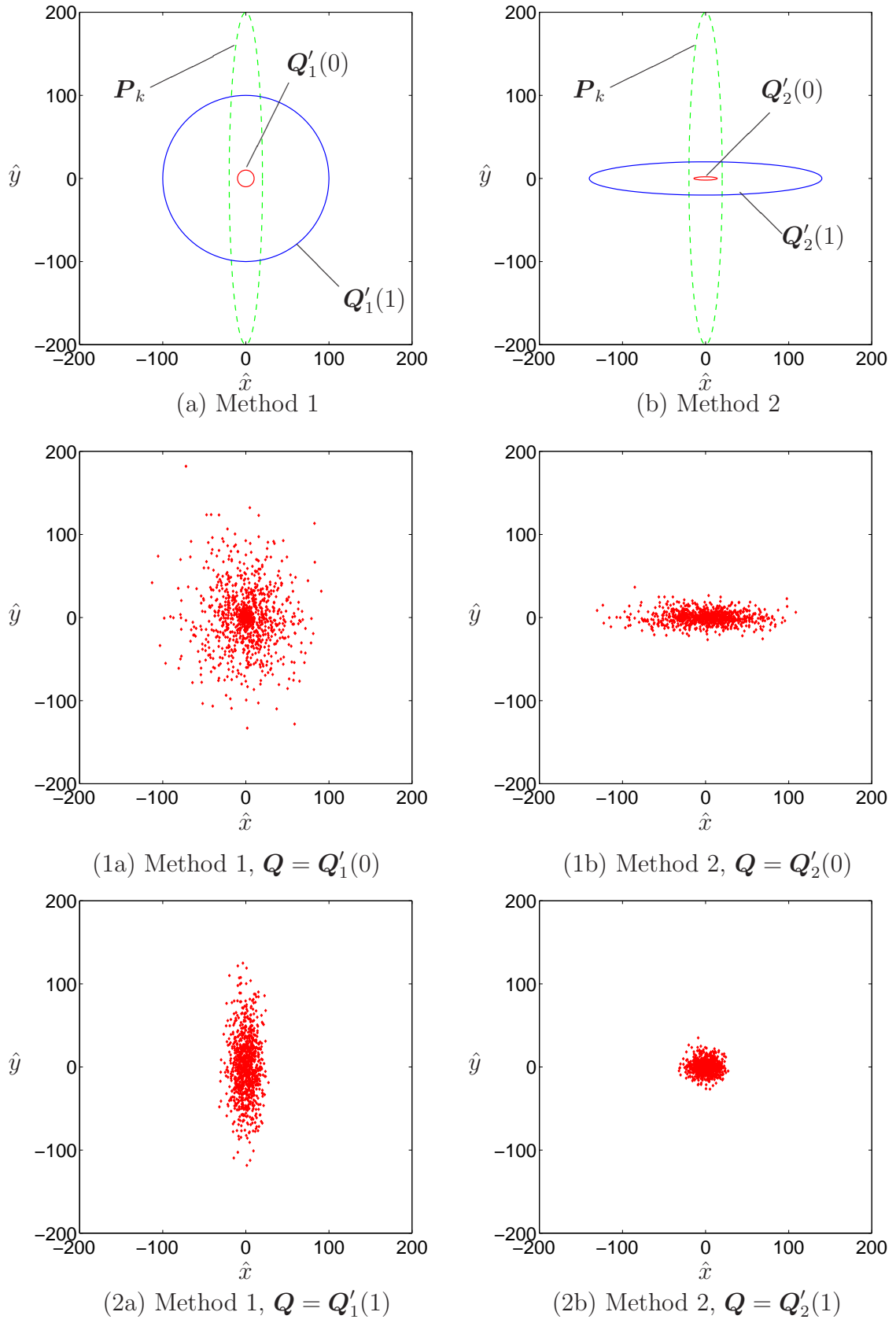


Fig. 4.4: The distribution of  $\hat{\mathbf{p}}_k$  for several choices of Measuring Methods and  $\mathbf{Q}$

### 4.3.3 誤差分散の平均値を抑える選択

前節で求めた  $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}'(1)$  という設定値は，図4.3からわかるように， $l$ が小さいときには， $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ を小さくするという点で，他の設定値に対して必ずしも適切ではない．

そこで， $[0, 1]$ の全ての $l$ に対し， $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の値ができるだけ小さくなるように， $l = [0, 1]$ における $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の平均値 $I_{\text{mean}}$ を評価指標として用いることを考えよう．

$I_{\text{mean}}$ は次のように計算できる．

$$\begin{aligned} I_{\text{mean}} &= \int_0^1 \text{tr}\mathbf{M}'_k dl \\ &= \frac{1}{2}a_k + b_k + c_k \end{aligned} \quad (4.32)$$

これは，

$$\mathbf{Q}' = \frac{1}{2}\mathbf{S}_{\Sigma}\mathbf{S}_{\Sigma}^T + \mathbf{S}\Sigma_{y_{\min}}\mathbf{S}^T \quad (4.33)$$

であるときの $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ に相当する．したがって，式(4.17)の $\mathbf{Q}$ を式(4.33)と等しく置くことにより， $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の平均値を小さく抑えることができる．

以下，4.3.2節と同様の例を用いて説明する．

ここで $\mathbf{Q}$ を

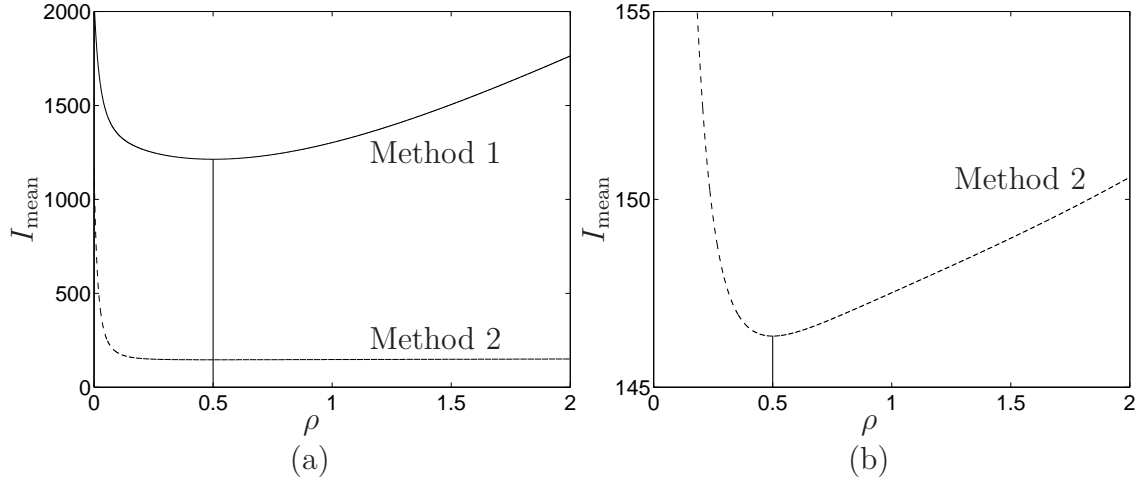
$$\mathbf{Q}(\rho) = \mathbf{S}_{\Sigma}\mathbf{S}_{\Sigma}^T\rho + \mathbf{S}\Sigma_{y_{\min}}\mathbf{S}^T \quad (4.34)$$

のように与える．これは， $\rho = 1/2$ で $I_{\text{mean}}$ を最小とする式(4.33)の $\mathbf{Q}$ となり， $\rho = 1$ で4.3.2節における $\mathbf{Q}$ の最適値となる．

計測法1, 2に対して， $\rho$ に対する $I_{\text{mean}}$ の変化を図4.5に示す．図4.5( b)は( a)の拡大図である．どちらの計測法でも $\rho = 1/2$ で $I_{\text{mean}}$ が最小となっているのがわかる． $\rho = 0, 1/2, 1$ としたときの， $l$ による $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の変化を図4.6に示した．2つの計測法とも $\rho = 1/2$ としたときに， $l$ の変化に対する $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の値が平均的に小さくなっているのがわかる．

そして， $\rho = 1/2$ での $I_{\text{mean}}$ の値は計測法2のほうが小さいことから， $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の平均値を抑えるためには計測法2を用いるべきであることもわかる．

図4.7は， $\rho = 1/2$ としたカルマンフィルタを用いて求めた推定位置 $\hat{\mathbf{p}}_k$ の分布である．計測法1と2を比べると，計測法2の方が $l = 0, 1$ ともに分散が


 Fig. 4.5: The fluctuation of  $I_{\text{mean}}$  with  $Q(\rho)$  for each methods

小さく，これは図4.5において，計測法2の方が  $\rho = 1/2$  での  $I_{\text{mean}}$  の値が小さかったことと一致する．

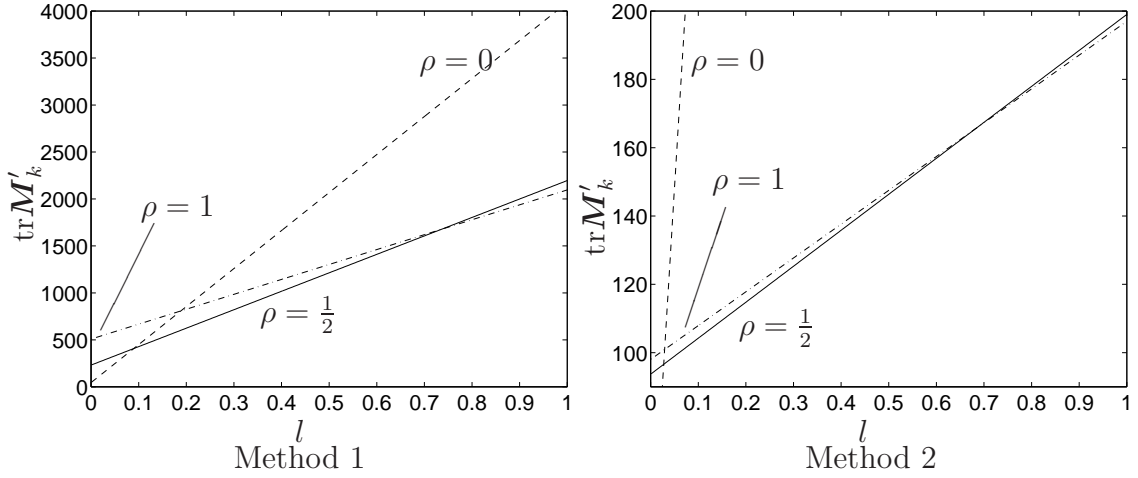
#### 4.3.4 提案したランドマーク選択手法の有効性の検証

提案した手法では，カルマンフィルタで更新する前の誤差分散が正しいと仮定している．しかし，観測値の誤差分散  $Q'$  は設定した  $Q$  とは異なっており，観測値の誤差分散を  $Q$  として求めた更新後における推定位置の誤差分散  $M_k$  も本来の  $M_k'$  とは異なる．したがって， $M_k$  とその後のオドメトリの誤差分散から求めた次回の更新前の誤差分散は実際には真の値ではない．そこで，そのような場合でも提案した手法が有効であることを確認するためにシミュレーションを行った．

ロボットは図4.8( a) に示した半径5[m] の円軌道上を一定速度( 0.5[m/s]) で正確に移動するものとし，オドメトリおよび観測したランドマークまでの距離を用いて移動中の自己位置を推定する．

このロボットのトレッド  $T$  は0.5[m] であり，50[ms] 毎に左右の車輪の回転量を計測している．各々の回転量の推定値には，平均値が0，標準偏差が回転速度の5%の大きさに正規分布に従う誤差が含まれている．ここで， $n_k = 0$  とした．

一方で，ロボットは図4.8( a) の4つのランドマーク  $L_1, \dots, L_4$  までの距離


 Fig. 4.6: The change of  $\text{tr}\mathbf{M}'_k$  with the observation error variance

$d_1, \dots, d_4$ を1[s]おきに観測している．観測した距離の誤差は平均値0の正規分布に従い，その分散 $\sigma^2[\text{m}^2]$ は $[0.01^2, 0.1^2]$ でランダムに変化する(図4.8(b))．図4.8(a)において，ロボットの位置を一意に決めることができるランドマークの組み合わせは $\{L_1, L_2\}$ ,  $\{L_2, L_3\}$ ,  $\{L_3, L_4\}$ ,  $\{L_1, L_4\}$ の4種類であり，これらの中から適当な組み合わせを選択し，式(4.16)を用いてオドメトリから得た推定位置を修正する．

初期位置 $\mathbf{p}_0(-5, 0)$ での自己位置推定は，ランドマークを利用して行い，第3章における評価指標 $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ を用いて計測法を選択する．その計測法の $\mathbf{Q}'(l)$ から，ロボットの初期位置誤差の分散共分散 $\mathbf{P}_0 = \mathbf{Q}'(1/2)$ とおいた．

そして $\mathbf{p}_0$ において， $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ が最大および最小となるランドマークの組み合わせ(本例の場合には $\{L_2, L_3\}$ ,  $\{L_1, L_4\}$ )を用いて，各々1000回の計測を行ったときの推定位置の分布と誤差楕円( $2\sigma$ )を図4.9(a),(b)に示す．明らかに， $\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ が小さい組み合わせを用いたほうが推定位置の誤差分布が小さくなっており， $\{L_1, L_4\}$ の組み合わせを用いることで初期位置をより精度良く推定することが可能となる．

次に，移動中の位置推定における計測法選択の効果を確認する．4.3.2節と4.3.3節で述べた $\text{tr}\mathbf{M}'_k$ の最大値と平均値を抑えるために最適な $\mathbf{Q}$ は，式(4.34)でそれぞれ $\rho = 1, 1/2$ とおいたものである．これに，比較のために $\rho = 0$ を加えた3つの $\mathbf{Q}$ を用いて構成したカルマンフィルタを適用した後の推定位

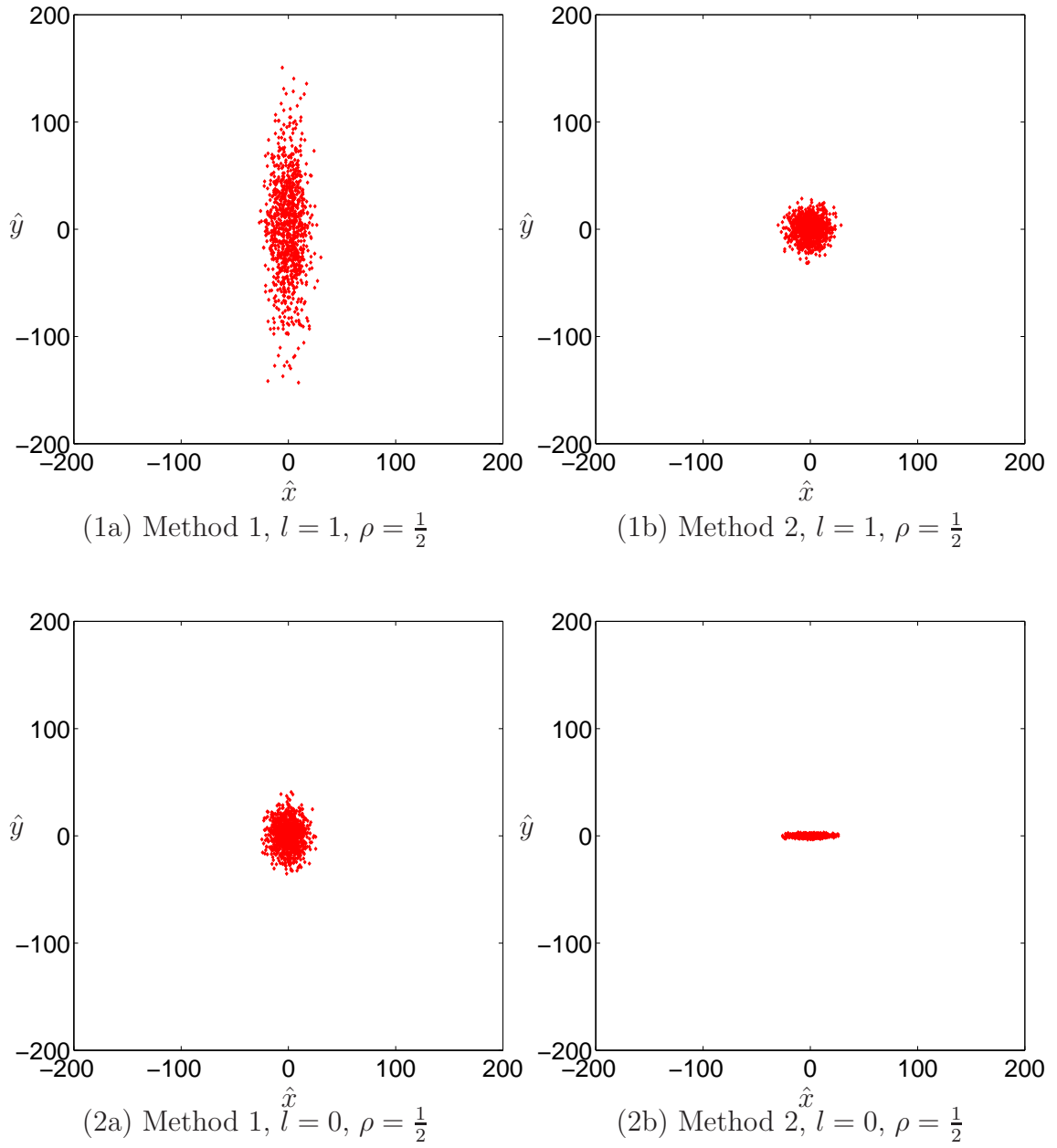


Fig. 4.7: The distribution of  $\hat{p}_k$  for several choice of Measuring methods and  $Q'$



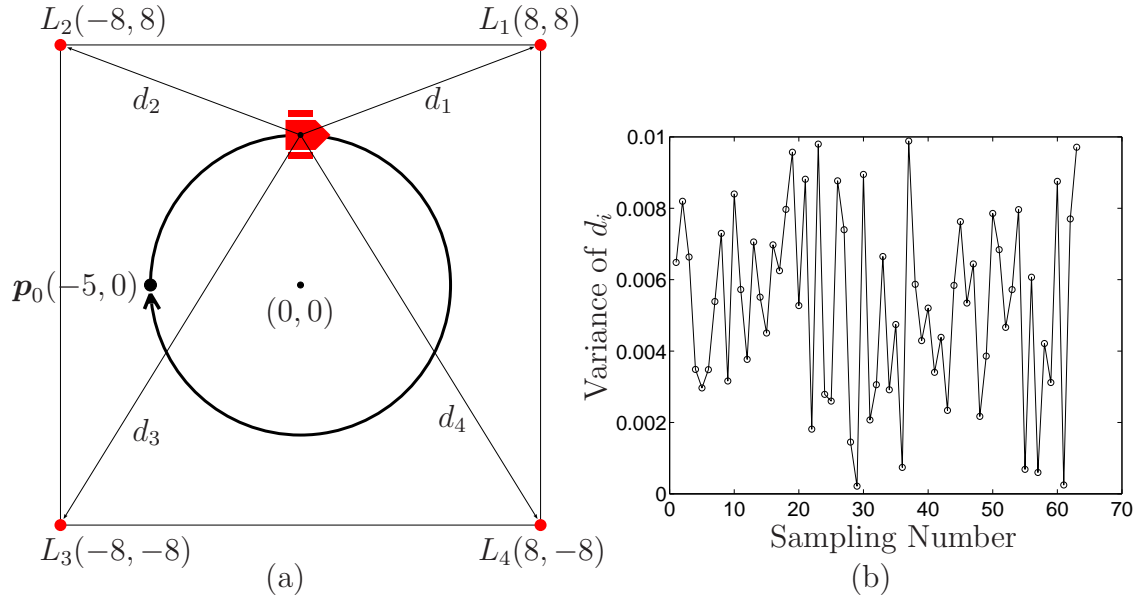


Fig. 4.8: Simulation conditions

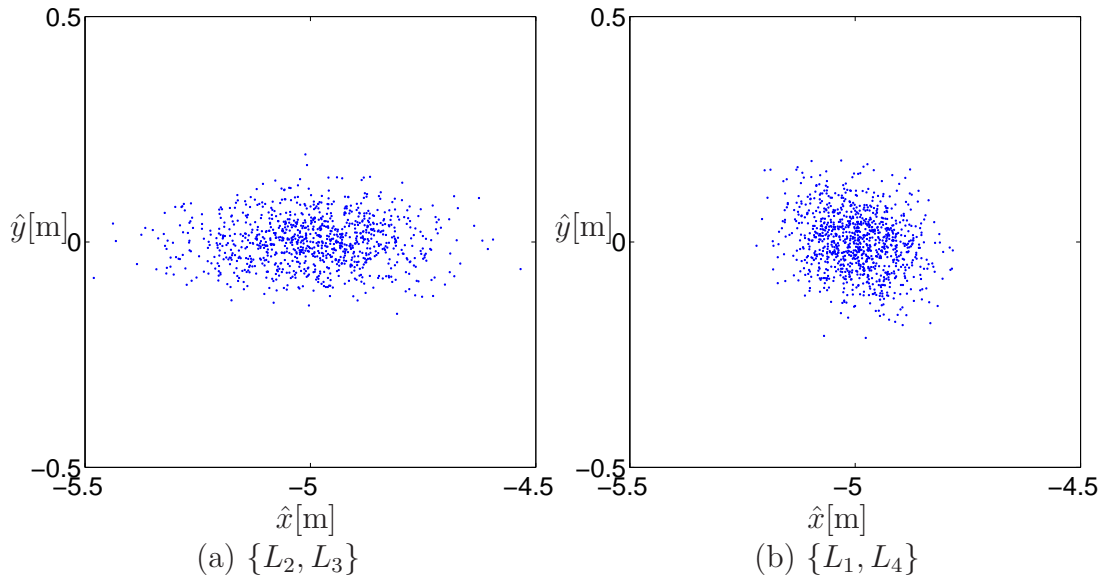


Fig. 4.9: Simulation results of the proposed procedure at the start position

置  $\hat{\mathbf{p}}_k$  の誤差の大きさを比較する．なお  $\rho = 0$  では， $\text{tr} \mathbf{M}'_k|_{l=0}$  が最も小さくなるように，使用するランドマークの組み合わせを選択するものとする．これは，最も一般的に使われているカルマンフィルタを用いた自己位置推定法に対応する．

この条件で各々1000回のシミュレーションを行い，1[s]おきの推定位置の分布を図4.10に示した．そして差が比較的明確にわかる  $(\hat{x}, \hat{y}) = (5, 1)$  付近の拡大図を図4.11( a) ～( e) に示した．これらの図のうち，図4.10および図4.11( a) ～( c) では計測法として  $\{L_1, L_2\}$  の組み合わせのみに固定しており，図4.11( d), ( e) では4つの組み合わせから最適なもの( この例では結果的にどちらも  $\{L_2, L_3\}$  となった) を選択している．

図4.11( a) ～( c) をみると，点Bでは  $\rho = 1$ ，あるいは  $1/2$  とすることで  $\rho = 0$  のときと比較して分散が小さくなっているのがわかる．また，  $\rho = 1/2$  とした場合には，点Aにおいても  $\rho = 1$  としたときよりも分散が小さい．さらに( b), ( c) と( d), ( e) を比較すると，最適な計測法を選択したことで分散が小さくなっており，計測法を選択することが有効であることが示された．

また  $\rho = 1, 1/2$  について，各位置で最適なランドマークの組合せを選んだ場合と，固定的にした場合とを比較した結果を図4.12に示した．明らかに，最適なランドマークの組合せを選んだ方が  $\hat{\mathbf{p}}_k$  の分散を全体的に小さくできていることがわかる．結局，図4.10の推定位置の分布は，  $\rho$  を適切に設定し最適なランドマークの組合せを選ぶことで，図4.13, 4.13のように改善することができる．図4.13, 4.13で，ロボットの推定位置の色は，それと同じ色の壁の両端にあるランドマークを選択したことを示している．これらの図を見ると，場所によっては比較的感度が大きいランドマークを選択しており，それぞれの位置で選択するランドマークの組は，ランドマークのみを用いて自己位置を推定するときの感度の大きさだけで決まるわけではないことがわかる．

シミュレーションの結果からは，提案した2つの手法のどちらが優れているかについては判断できなかったが，逆に言うと，観測誤差の分散共分散行列の設定値  $\mathbf{Q}$  として，  $\rho = [1/2, 1]$  の範囲の  $\mathbf{Q}(\rho)$  を用いれば，環境の変化に対してロバストな位置推定ができるといえる．このことは，図4.15において，

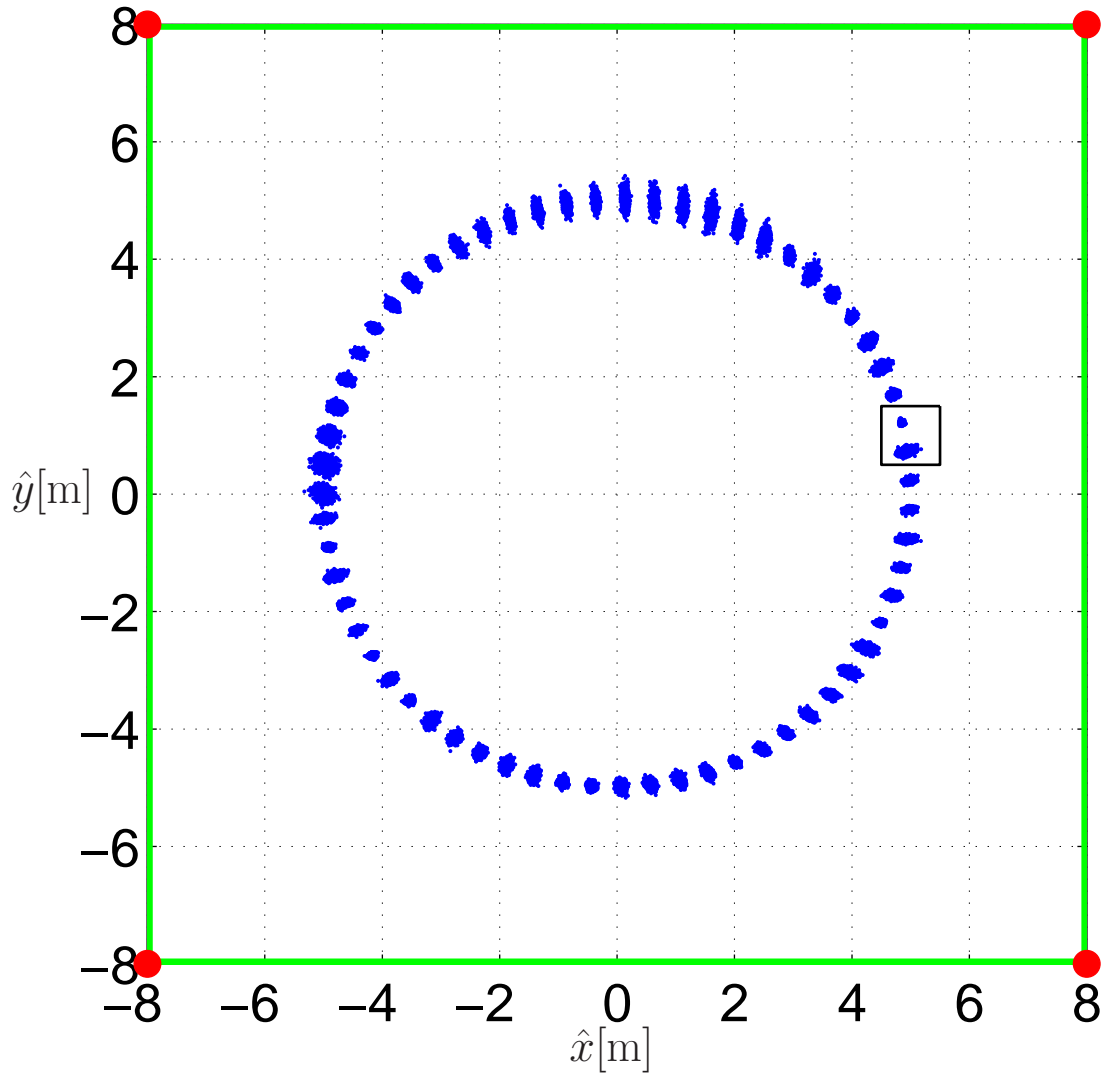


Fig. 4.10: Simulation results of the comparison procedure;  $\{L_1, L_2\}$ ,  $\rho = 0$

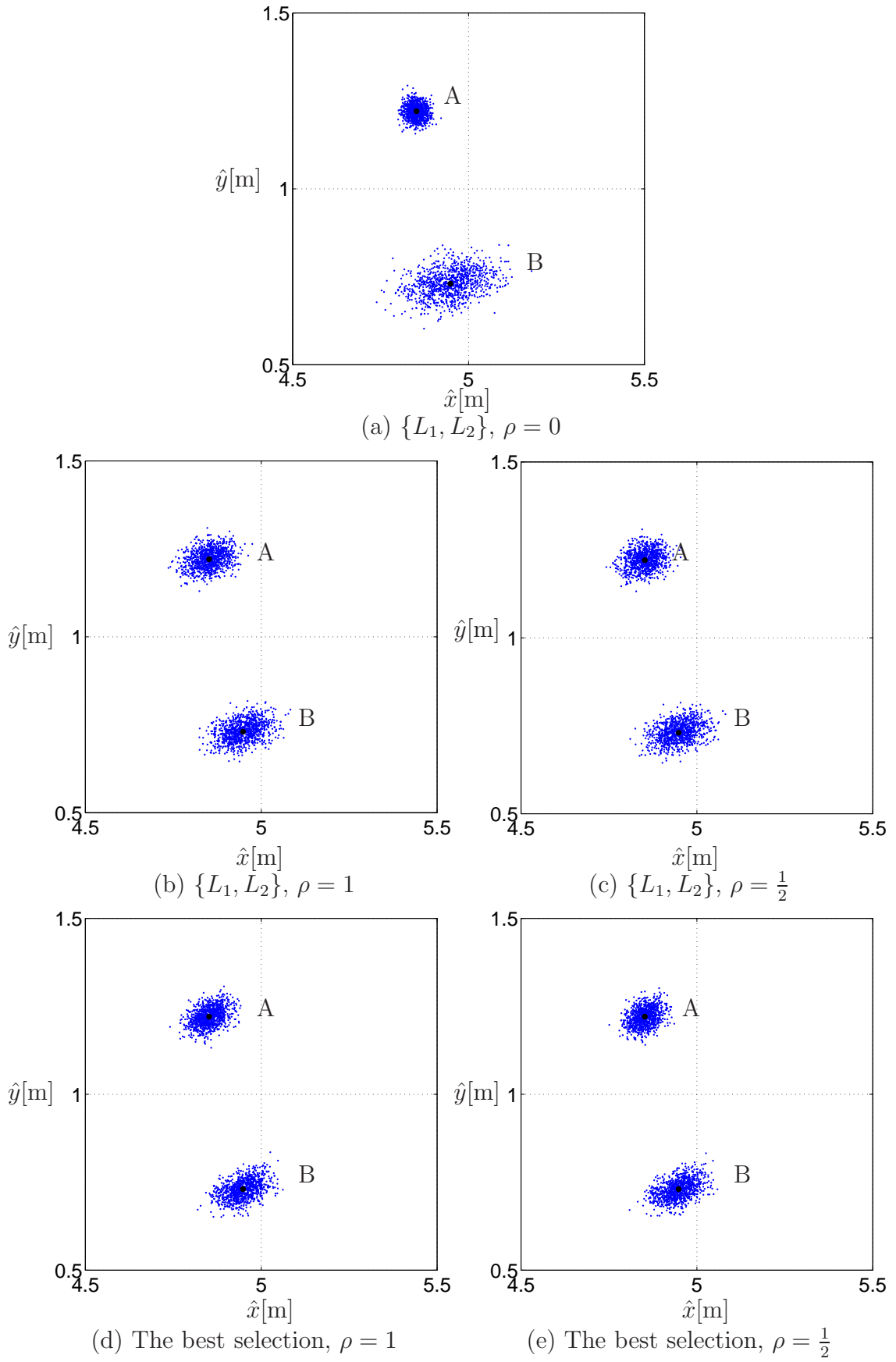
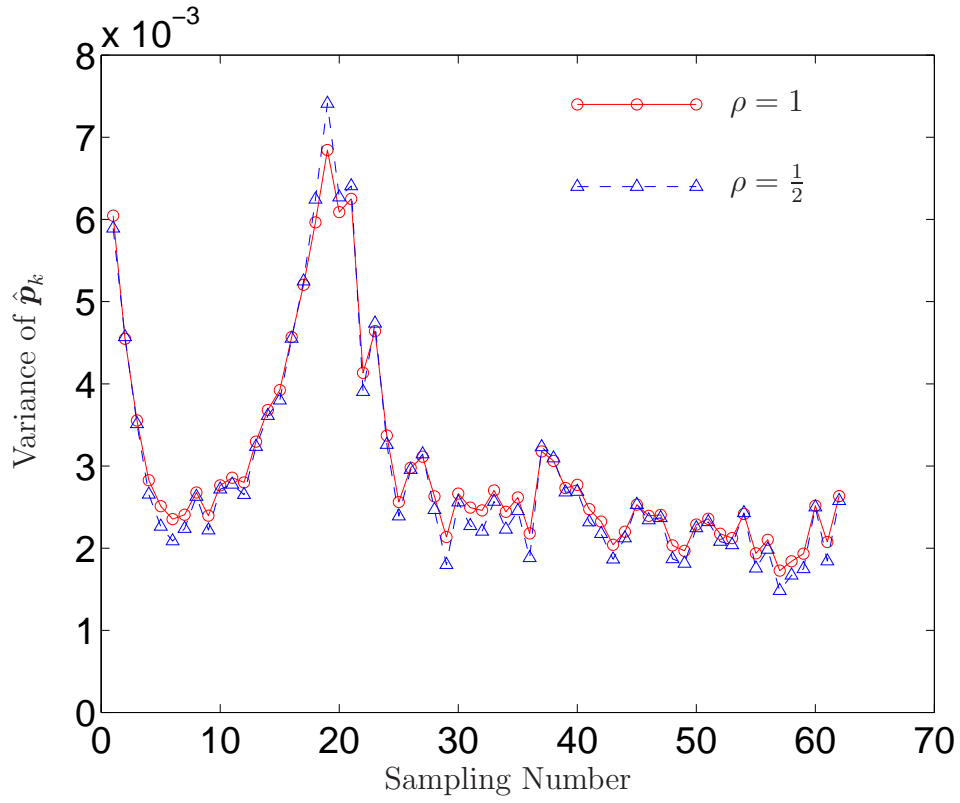
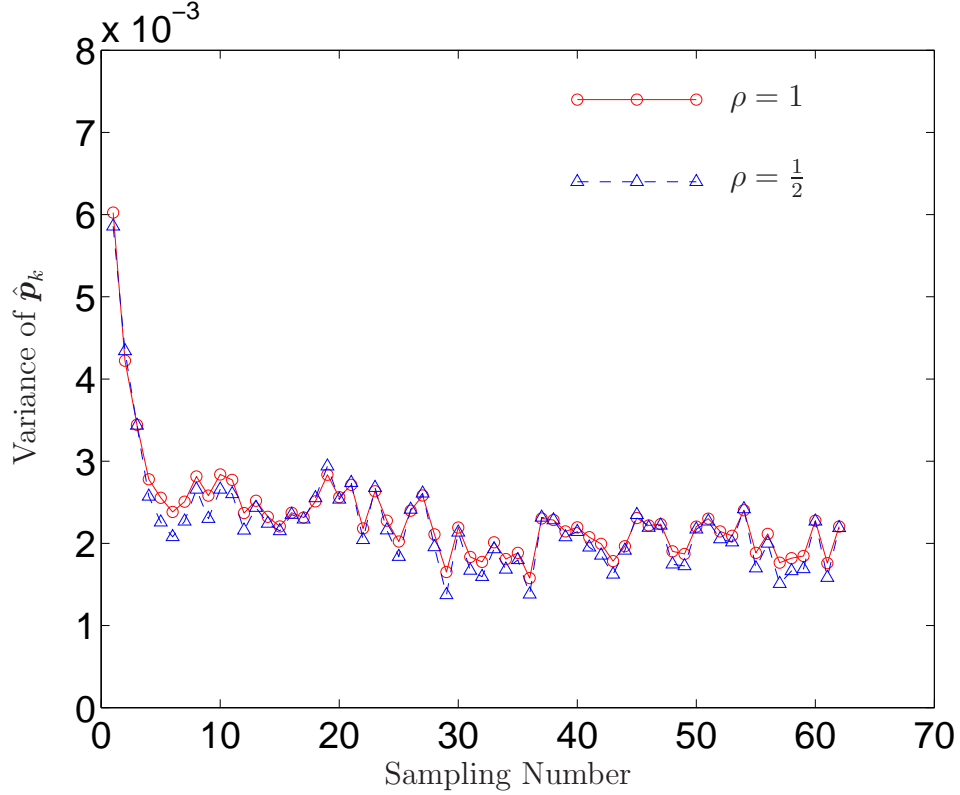


Fig. 4.11: Simulation results of the proposed procedure



(a)  $\{L_1, L_2\}$



(b) The best selection

Fig. 4.12: Comparison of the variance of  $\hat{p}_k$  between fixed and the best selection of measuring methods

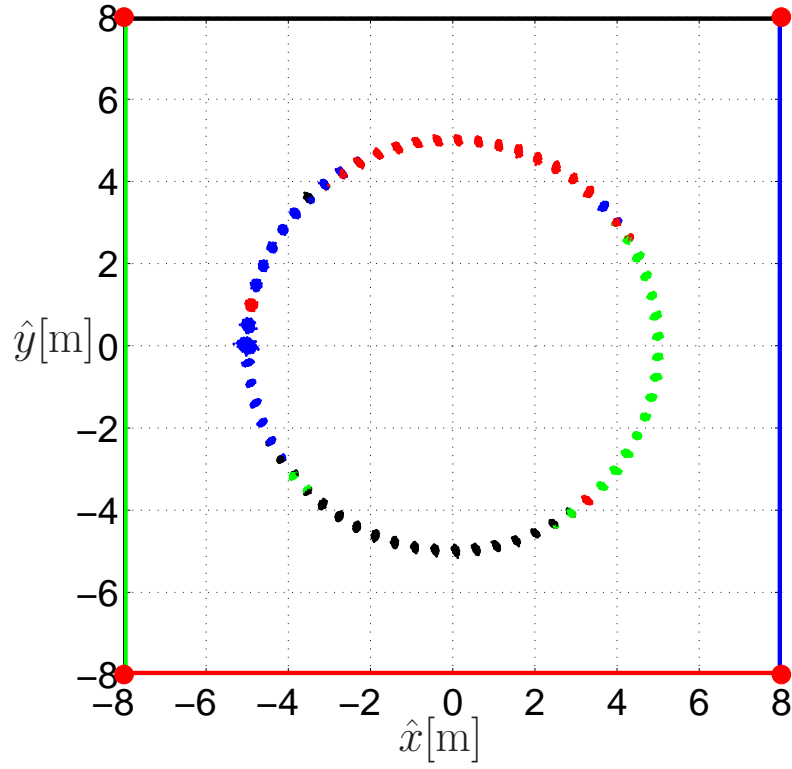


Fig. 4.13: Simulation results of the proposed procedure; the best selection,  $\rho = 1$

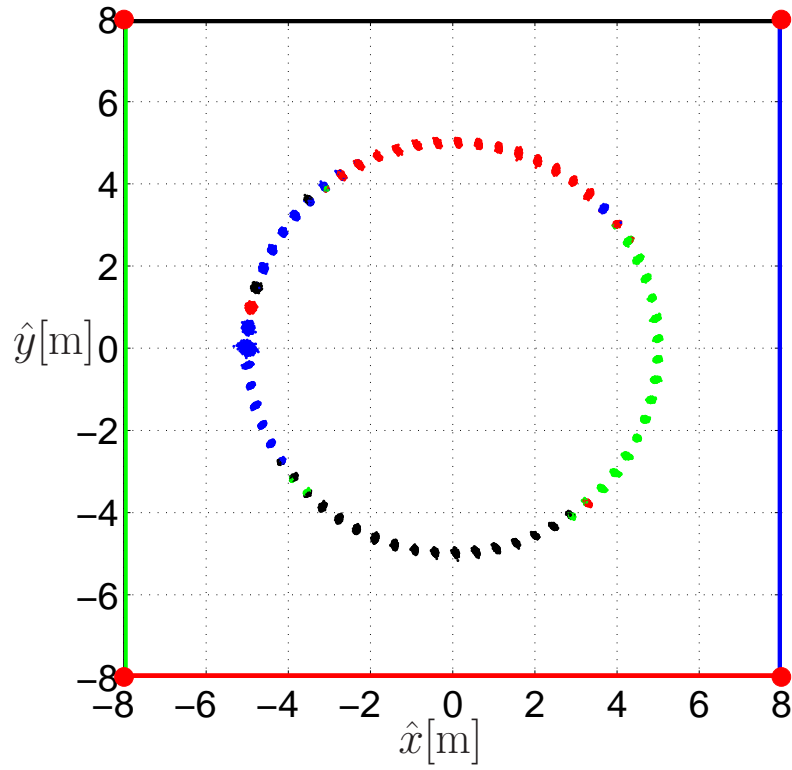
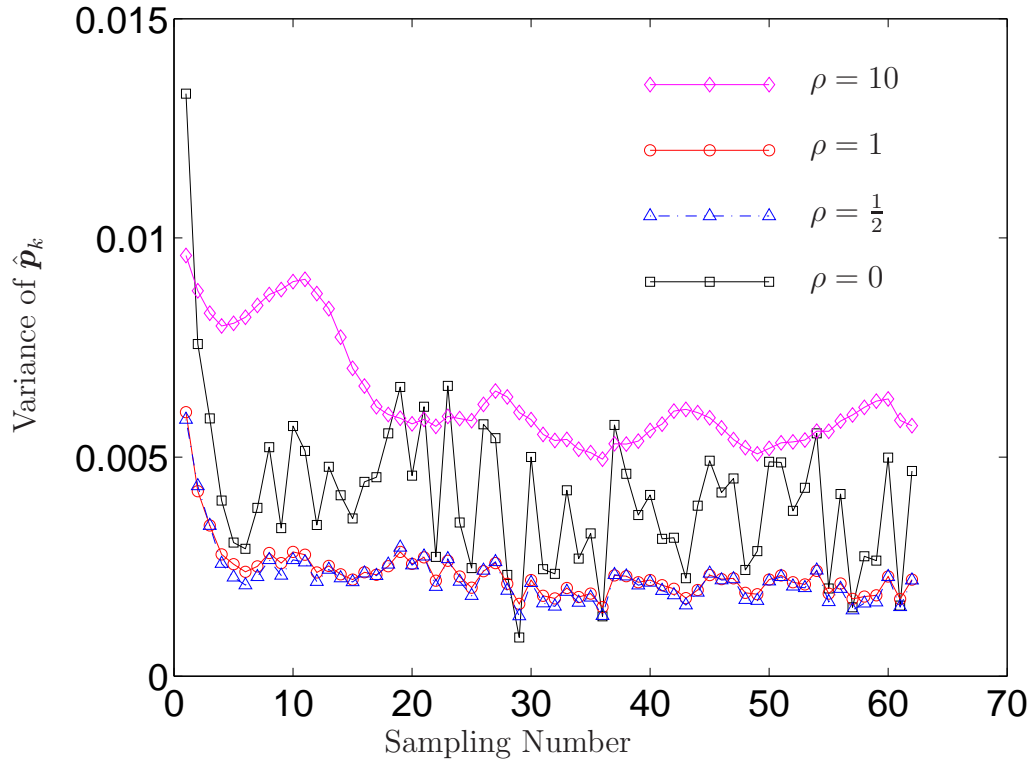


Fig. 4.14: Simulation results of the proposed procedure; the best selection,  $\rho = 0.5$


 Fig. 4.15: The change of variance of  $\hat{\mathbf{p}}_k$  with the value of  $\rho$ 

$\rho = 0$ および $\rho = 10$ と設定したときの結果と比較することでよくわかる．ここで， $\rho = 0, 10$ としたときに選択したランドマークの組は，式4.17の $\mathbf{Q}$ を $\mathbf{Q}(\rho)$ としたときに最も $\text{tr}\mathbf{M}_k$ が最も小さくなるものとした．

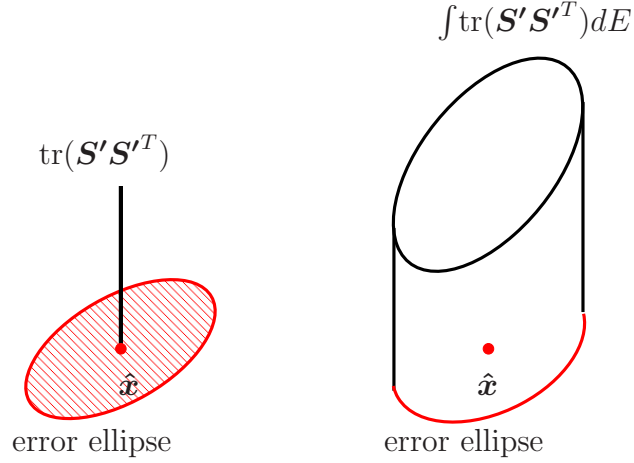


Fig. 4.16: Simulation

#### 4.4 誤差楕円内の誤差評価に基づくランドマーク選択

停止時の位置推定と同様に，悪環境のもとでのオドメトリによる位置推定誤差の累積により，観測するランドマークの選択を誤り，カルマンフィルタ適用後の位置推定誤差が非常に大きくなる場合がある．

一つの解決策としては，前節の選択手法を，誤差楕円内のすべての位置およびその位置利用可能な計測法に対して適用し，カルマンフィルタ適用後の誤差分散が小さくなる計測法を選択する方法が考えられるが，計算量が膨大になってしまう．

そこで本研究では，次のような2段階での計測法を選択手法をとる．

- (1) 3.4節のように，誤差楕円内において，ランドマークを用いた位置推定誤差の最大値がある閾値以下となる計測法を複数選択する．
- (2) 1．で選択した複数の計測法の中から，前節で提案したように，カルマンフィルタ適用後の誤差分散が最も小さくなる計測法を選択する．

前章と同様のシミュレーションを実施したところ，推定位置の誤差分散で選択した場合には，カルマンフィルタの発散が起こった．一方，誤差楕円内の誤差分散の積分値で選択した場合には，発散が起こらず，誤差楕円内の誤差分散の積分値を用いることの有効性が示された．



## 4.5 おわりに

ロボットが自己位置だけでなく、その誤差分散も同時に推定している場合の計測法の選択手法として、オドメトリで得られた推定位置をカルマンフィルタで更新する際に、利用可能な複数の計測法の中から適切に計測法を選択する方法を検討した。

本章では特に、環境が変化し観測値に含まれる誤差分散が変動する場合を想定し、観測誤差の分散が変化した場合に、推定位置誤差の分散の最大値および平均値を最小化する方法、を提案した。そして提案した選択手法を用いることで、環境の変化に対してロバストに位置を推定することが可能となることをシミュレーションで示した。

本章および第3章では、与えられた環境に対してランドマークと観測手段を適切に選択する手法を検討してきた。これに対し、自己位置推定における誤差を抑えるには、そのような誤差が生じにくい環境を構築するというアプローチの仕方もある。そのためには、ランドマークの適切な配置を行ったり、また、適切な観測用センサをロボットに搭載することが考えられが、次章では、それらの方法について検討する。

## 第5章 悪環境の下でのランドマークの配置・再配置の手法

### 5.1 はじめに

第3章と第4章では，既に配置されたランドマークをロボットに搭載されているセンサで観測する際に，自己位置推定の精度が環境の悪化の影響を受けにくい計測法を選択する手法を提案したが，そこでは，ランドマークの配置は与えられたものとしている．しかしながら，環境悪化に対するロバスト性をより向上させるためには，観測誤差の増大が自己位置推定精度に与える影響が小さい計測法が利用できるようにランドマークを配置しなくてはならない．

本章では，第1章で挙げた，悪環境での自己位置推定における11項目の課題のうち残りの4つの課題の解決を図るため，推定位置の許容誤差に応じた形状の配置三角形を使用してランドマークを配置する方法を構築した．

- 課題3 悪天候や土埃などでランドマークが汚れたり，壊れたりする
- 課題9 ランドマークの精度のよい設置や設置位置計測が難しい
- 課題10 ランドマークを設置できる場所が制限される
- 課題11 ランドマークの設置位置変更が必要となる場合がある

ランドマークの配置手法に関しては，多数の手法が提案されている [1–9]．

田代ら [1]は，環境内のどの地点にいても観測できるランドマークが存在し，かつ，観測時の誤差の大きさが所与の一定値以内に抑えられるランドマークの配置設計を，領域競合アルゴリズムにより行う方法を提案している．

竹内ら [2]も，作業領域全域においてランドマークの観測が可能であることが保証されるようなランドマークの配置を提案している．論文の中で，竹内らは作業領域内の任意の地点間を移動可能なロボットのナビゲーション手法

を提案しているが、そのようなナビゲーションを支援するためには、ロボットの現在位置から観測可能なランドマークが存在しさえすればよく、観測誤差の厳密な分布が求まっている必要はないと述べている。

Sinriechら [3] は、ロボットの作業領域内にあるいくつかの地点に対して、高い精度での自己位置推定が要求された場合に、その条件を満たしつつ、ランドマーク数を最小にする配置アルゴリズムを提案している。

Salasら [4] は、Simulated Annealing 法(SA)により、与えられた数のランドマークを用いて、それらのランドマークを観測し位置を推定することができる領域の面積を最大にするようなランドマークの配置法を提案している。

本研究では特に、ランドマークの配置に対するフィールドロボットを活用する現場からの要求である下記に答えるものとした。

- 1). 推定位置の許容誤差に応じて配置できること
- 2). 配置・更新に要する計算時間が短いこと
- 3). 配置全体を考慮せずとも、ランドマーク位置の更新をローカルに実施できること
- 4). 設置位置だけでなく、配置位置の許容誤差についても提供できること

## 5.2 推定位置の要求精度応じた配置

ロボットが作業領域内のどこにいても自己位置推定誤差が  $\|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}$  以下となるランドマークの配置を求める。

ここで、配置誤差は無視できるものとし(無視できない場合については5.6節で述べる)、観測誤差の最大値が与えられたときのランドマークの配置を考える。

3.2.6節で述べたように、自己位置推定誤差が  $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{S}\Delta \mathbf{y}$  と近似できるとすると、 $\|\Delta \mathbf{y}\| \leq \|\Delta \mathbf{y}\|_{\max}$  ならば、

$$\Delta \mathbf{x}^T (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \mathbf{x} \leq \|\Delta \mathbf{y}\|_{\max}^2 \quad (5.1)$$

が成り立つ。このとき  $\Delta \mathbf{x}$  の最大値は、

$$\|\Delta \mathbf{x}\|_{\max} = \|\Delta \mathbf{y}\|_{\max} \cdot \sqrt{\lambda_{\max}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)} \quad (5.2)$$

したがって、 $\|\Delta \mathbf{x}\| \leq \|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}$ としたいなら、

$$\sqrt{\lambda_{\max}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)} \leq \frac{\|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}}{\|\Delta \mathbf{y}\|_{\max}} \quad (5.3)$$

とすれば十分である。

さらに、 $\lambda_{\max}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T) \leq \text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)$ であるから、

$$\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}\mathbf{S}^T)} \leq \frac{\|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}}{\|\Delta \mathbf{y}\|_{\max}} \quad (5.4)$$

もまた  $\|\Delta \mathbf{x}\| \leq \|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}$  であるための十分条件となる。後者の条件は式(5.3)と比べてより 厳しい条件であるが、感度分布とともに統一的に扱えるため、こちらを用いることにした。

### 5.3 ランドマーク配置の課題と本研究のアプローチ

本章では、感度の上限値が与えられたときに、ランドマークを適切に配置する手法を提案する。

本研究では、複数のランドマークに対してランドマークまでの距離と2つのランドマーク間の角度を観測し、ロボットの推定位置を求める。そのため、3章で提案した計測法の選択を行うためには、その位置で観測できる全てのランドマークから自己位置推定に必要な数のランドマークをとる組み合わせの全てに対して感度を計算し、それらを比較しなければならない。

例えば、ランドマークが  $n$  個あるとしよう。1つのランドマークで自己位置推定が可能なら  $n$  回の感度計算で済むところ、距離や角度のような観測しか行わない場合には、図2.26における計測法1を用いる場合には  ${}_nC_2$  回、計測法2では  ${}_nP_2$  回、計測法3では  ${}_nP_3$  回の感度計算が必要である。

したがって、それぞれの位置で感度が最も小さくなるランドマークの組み合わせを見つけ、その感度を求めるために要する計算量は、1つのランドマークで自己位置を推定できる場合に比べて多く、この計算量の差は、ランドマークの数やロボットに搭載するセンサの種類が増えるにつれてさらに大きくなる。そのため従来の研究のように、ランドマークの配置を求める際に、複数の位置での感度(それらの研究の中では誤差)を繰り返し計算する必要がある場合には、求める配置を見つけるまでに非常に長い時間が必要とな

る．そこで，ランドマークの配置を決める際に感度の計算をする必要がない以下に示す配置三角形を用いたランドマークの配置手法を提案する．

ここで配置三角形を下記のように定義する．

- 3 頂点に配置したランドマークを三角形内の任意位置から観測できる
- 三角形内の感度が許容値以下である  
( 感度の許容値は位置推定誤差の許容値から算出)

この配置手法では，まず，条件として与えられた推定位置の許容誤差から，前節の式(5.4)を用いて感度の許容値を求める．次に，配置三角形内での感度の最大値が，この許容値よりも小さくなるような三角形の形と大きさの範囲を調べる．そして，そこで調べた範囲内の三角形によって，あたかもジグソーパズルのようにロボットが移動する環境内を埋めていく(図5.1)．最後に各三角形の頂点にランドマークを配置する．以上のステップにより，与えられた感度の条件を満たすようにランドマークを配置したことになる．このときランドマークのコストを抑えるために，三角形の頂点はできるだけ共有するのがよい．

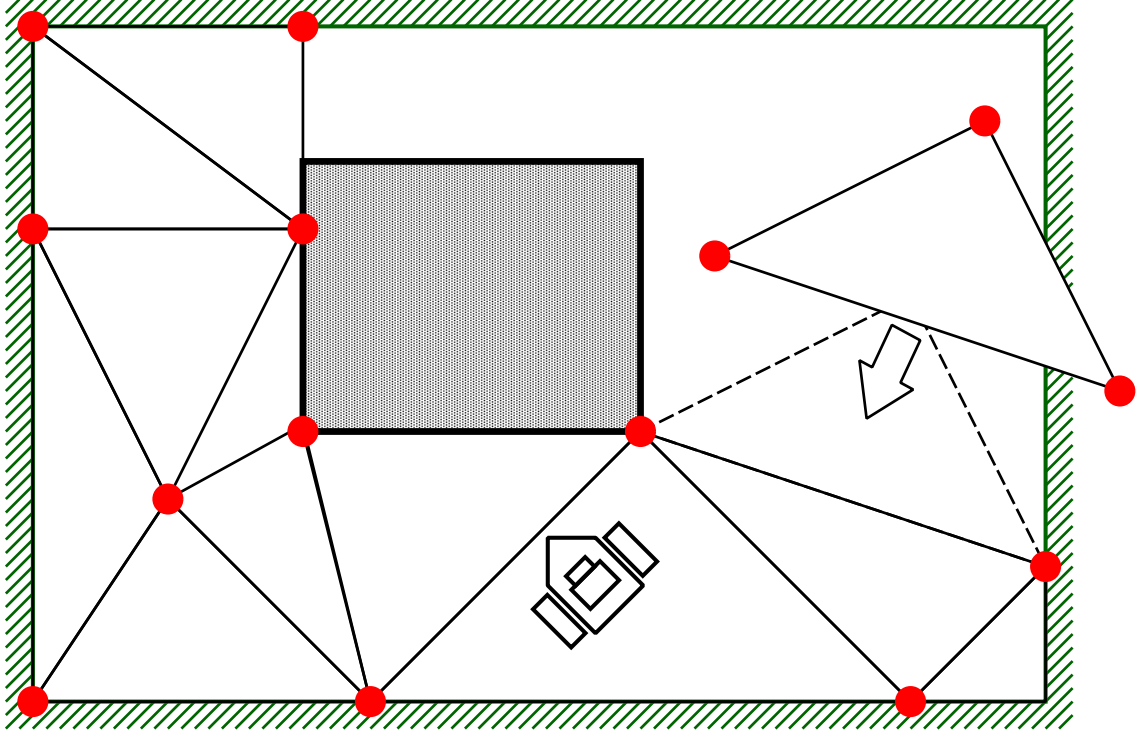
配置三角形に基づくランドマーク配置には次の長所がある．

- 1). 再配置のたびに感度の計算をする必要はなく，位置推定誤差の許容値から決まる三角形形状パラメータの許容範囲内で自由に配置できる
- 2). 最適配置法と比較して計算量が小さい
- 3). 環境が変化しランドマークの再配置が必要な場合には，配置を変更するランドマークが属する配置三角形のみを考慮すればよい

フィールドロボットの運用中に，ランドマークを配置できるエリアが変更されたり，悪環境の影響で，使用できないランドマークが発生し，ランドマークの配置の追加や修正が必要な場合に有効である．

### 5.3.1 配置三角形の形状による感度分布の変化

ここで，配置三角形の形状による感度分布の違いを確認するため，配置三角形の面積を固定した上で形を変化させながら，感度分布がどのように変化するかを調べた．


 Fig. 5.1: Arrangement of Landmarks based on *layout triangle*

本研究では配置三角形を，図5.2のように  $w[\text{m}]$ ,  $h[\text{m}]$ ,  $s[\text{m}]$  の3つのパラメータを用いて表している．ここで，三角形の面積  $S[\text{m}^2]$  を固定したために， $w$  と  $h$  の間には次の関係がある．

$$w \times h = S(\text{一定}) \quad (5.5)$$

したがって， $h = S/w$  となる． $S = 1[\text{m}]$  とし， $w = \{3^{-1/4}, 1, 1.5, 2, 2.5, 3\}[\text{m}]$ ， $s = \{0, 1, 2, 3\}[\text{m}]$  としたときの感度分布を，ランドマークまでの距離観測による位置推定とランドマーク間の角度観測による位置推定について，図5.3, 5.4に示し，各々の等高線を図5.5, 5.6に示した．

$w \geq 3^{-1/4}[\text{m}]$  である配置三角形の感度分布のみを示したのは， $w = 3^{-1/3}[\text{m}]$ ， $s = 0$  のときに配置三角形は正三角形となり， $w$  がこの値より小さい配置三角形に対しては，同じ形の三角形が  $w \geq 3^{-1/3}[\text{m}]$  である配置三角形の中に少なくとも一つ存在するためである．また， $s = \pm s_1$  である2つの配置三角形は感度分布の形が  $x_2$  軸に関して対称となるだけなので， $s \geq 0$  の配置三角形の感度分布のみを図示した．

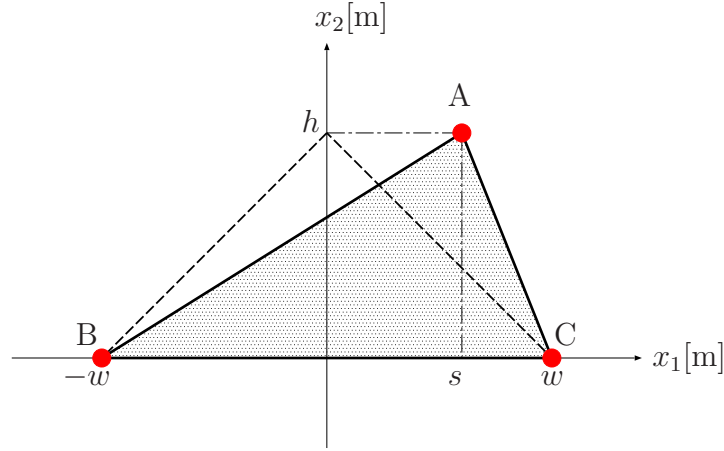


Fig. 5.2: The shape of triangle layout is defined by three parameters  $(w, h, s)$ .

図 5.3～5.6 により，感度分布の形状や大きさは，配置三角形の形によって変動することがわかる．

図 5.3 と図 5.4 のそれぞれの感度分布に対応する配置三角形内の感度 ( $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)}$ ) の最大値を求めたところ，表 5.1，表 5.2 のようになった．これらの表から，配置三角形内の感度分布を小さくするためには，その三角形の形を二等辺三角形とすればよく，その中でも正三角形としたときに最も感度分布が小さくなることがわかった．ただし，このことはすべての計測法に対して言えることではなく，例えば，図 2.26 の計測法 2 を用いた場合には，正三角形よりむしろ直角三角形に近い形のほうが感度分布が小さくなる．したがって，センサの候補が追加されれば，その都度，そのセンサで利用できる計測法の感度分布を調べる必要がある．



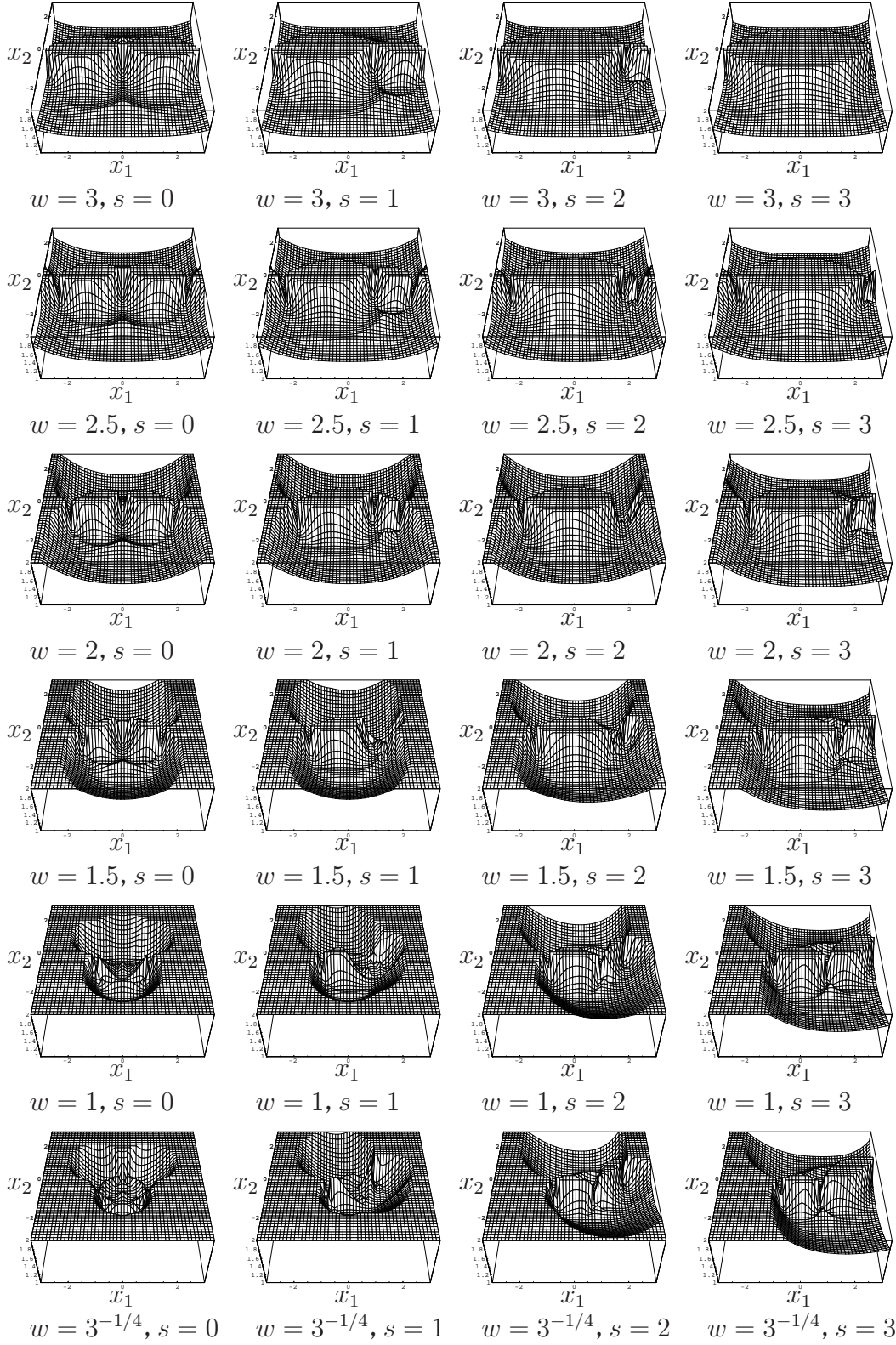


Fig. 5.3: The change of sensitivity distribution with the shape of triangle layout for self-localization which uses two distances to landmarks for every robot's position ; The height of the graph shows  $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)}$ .



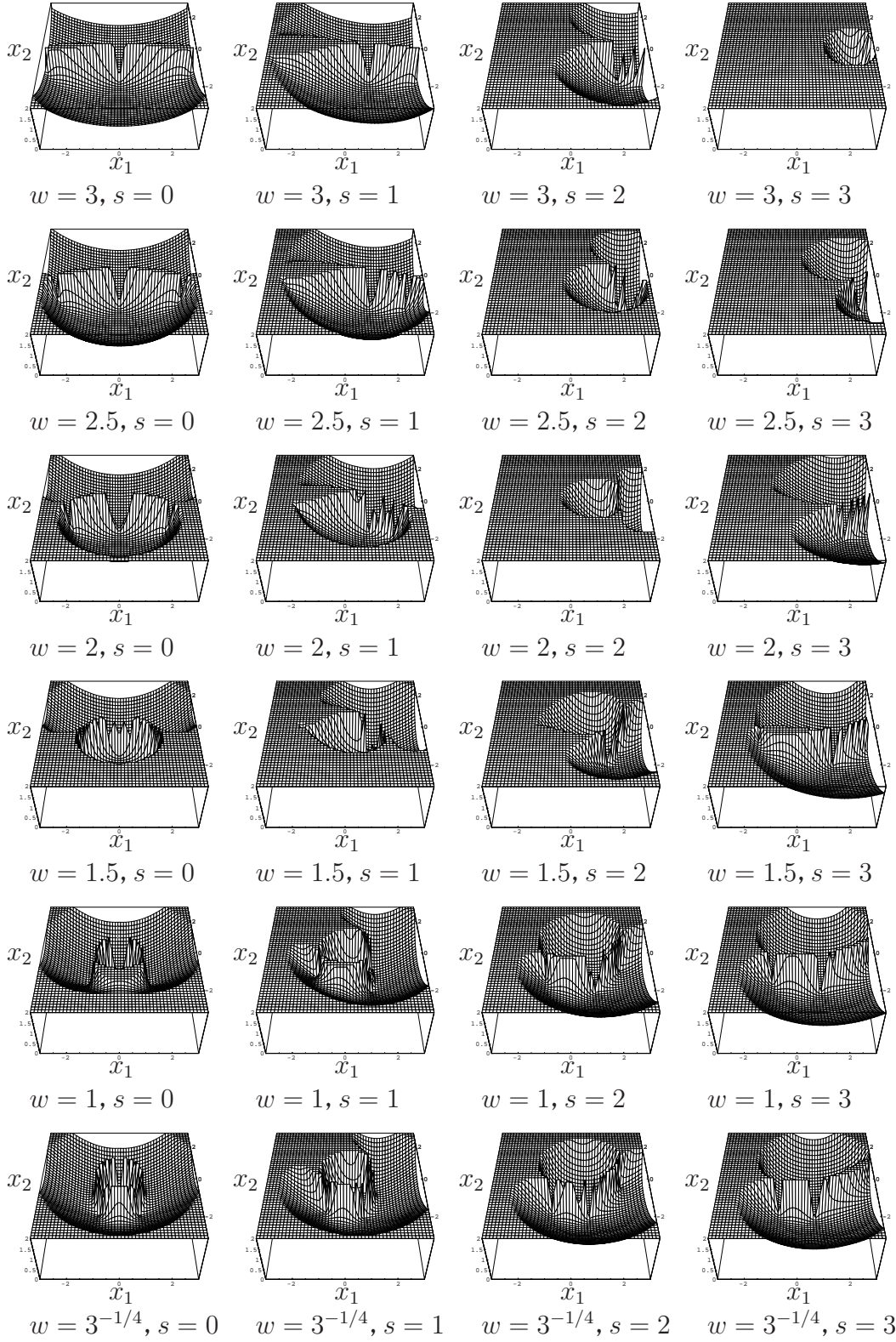


Fig. 5.4: The change of sensitivity distribution with the shape of triangle layout for self-localization which uses two angles between landmarks for every robot's position ; The height of the graph shows  $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}^T)}$ .

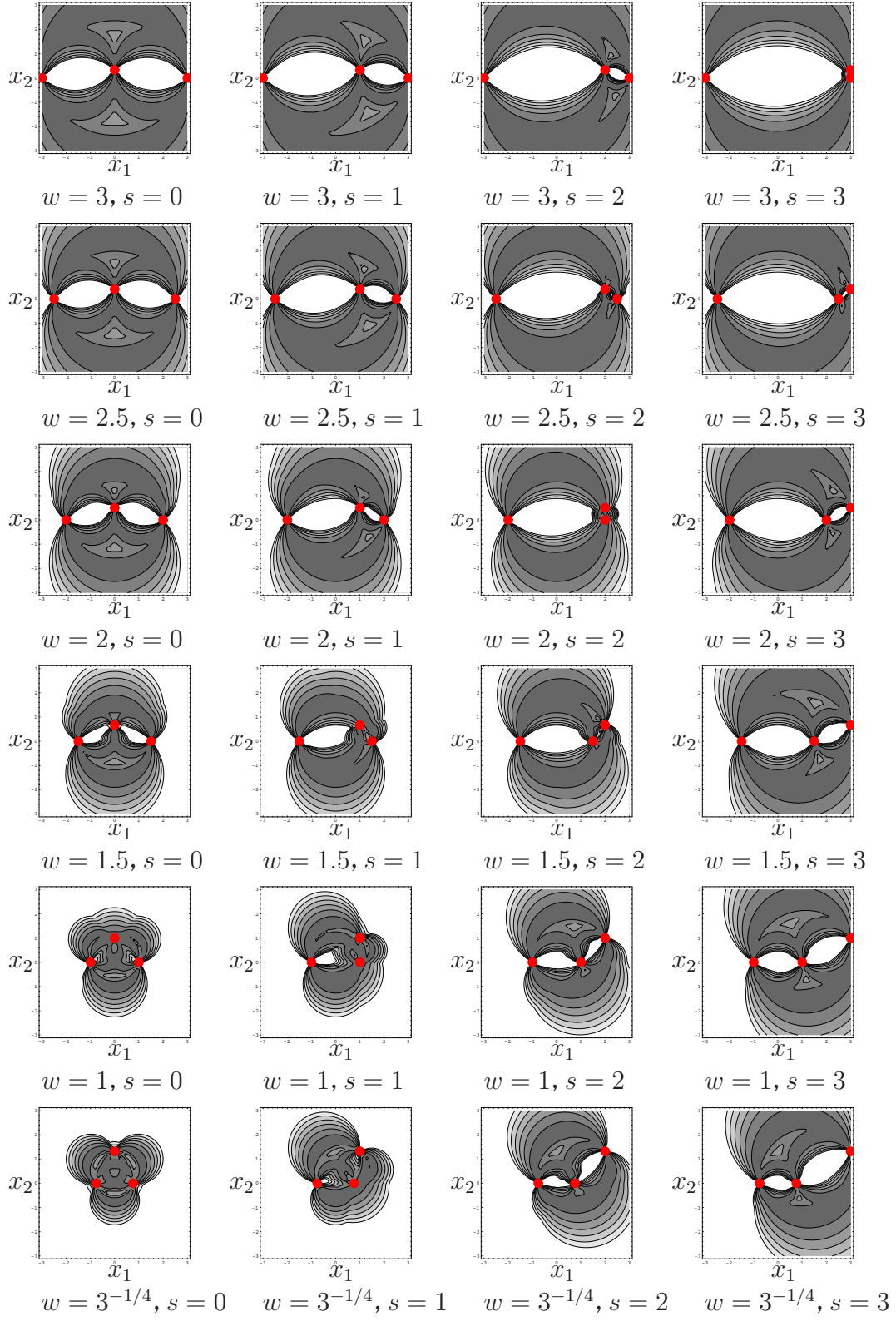


Fig. 5.5: Contours of Fig.5.3

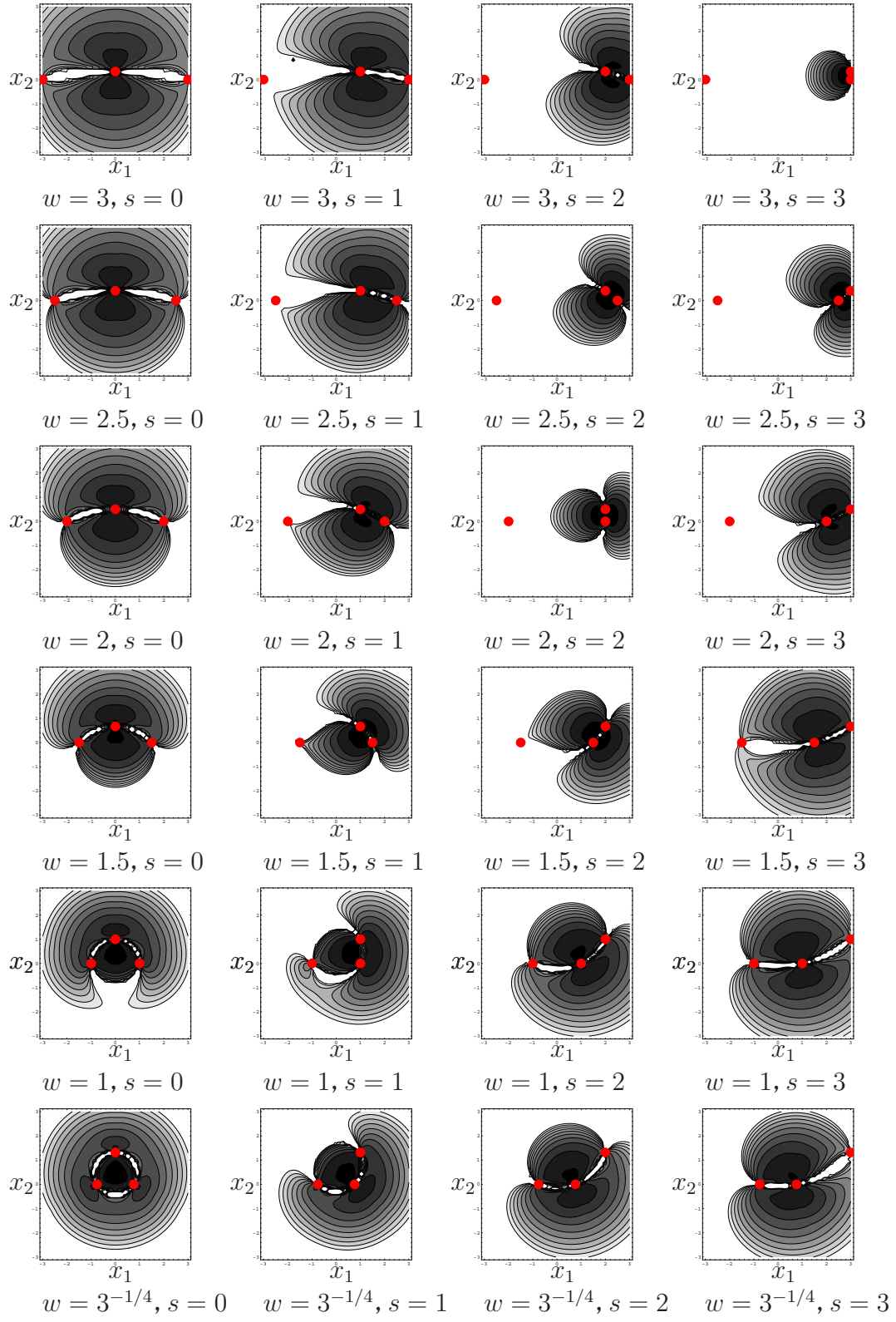


Fig. 5.6: Contours of Fig.5.4

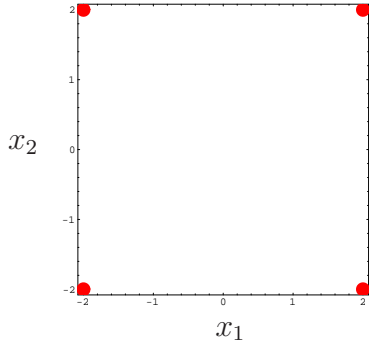
Table 5.1: Maximum value of sensitivity for inside position of triangle layout (S=1)  
(Observation: two distances)

	$w = 3^{-1/3}$	$w = 1$	$w = 1.5$	$w = 2$	$w = 2.5$	$w = 3$
$s = 0$	1.63	1.98	3.44	5.75	8.81	12.57
$s = 1$	2.33	3.12	5.41	8.45	12.23	16.65
$s = 2$	3.89	4.39	7.41	11.15	15.59	20.69
$s = 3$	7.25	6.44	9.43	13.83	18.95	24.69

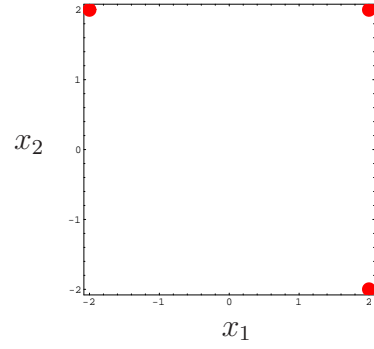
Table 5.2: Maximum value of sensitivity for inside position of triangle layout (S=1)  
(Observation: two angles)

	$w = 3^{-1/3}$	$w = 1$	$w = 1.5$	$w = 2$	$w = 2.5$	$w = 3$
$s = 0$	0.29	0.42	1.18	2.44	4.95	8.28
$s = 1$	0.52	0.77	1.96	3.91	7.31	11.56
$s = 2$	1.30	1.35	2.83	5.39	9.33	14.71
$s = 3$	3.31	2.65	4.07	7.09	11.46	17.74

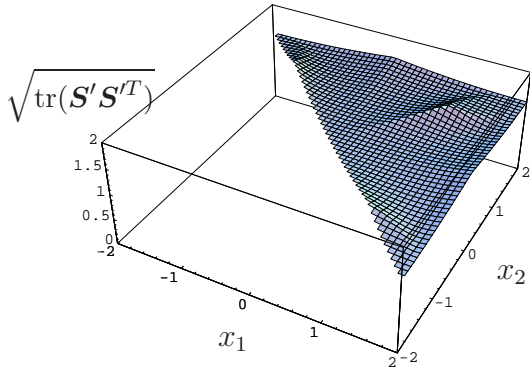
配置三角形の形を評価する際に，配置三角形内の感度分布のみに注目したのは次のような理由からである．4つのランドマークを図5.7(a)の赤丸の位置に配置し，それらの全てが観測可能な場合には，(c)の感度分布が得られる．一方，それらの4つのランドマークのうち(b)に示した3つのランドマークしか観測できないときには，感度分布は(d)となる．(c)，(d)には，それらの3つのランドマークを結んだ配置三角形内のみの感度分布を示した．この配置三角形内では，ロボットの位置に関わらず(d)の感度ほうが(c)よりも大きい．これは，4つのランドマークがなす四角形が凸多角形であれば，それらのランドマークがどのように配置されたとしても同じである．また，より多数のランドマークを配置した場合にも，各ランドマークを頂点とした三角形で領域を分割して得たそれぞれの三角形領域内では，その三角形の頂点に配置されたランドマークのみ用いて自己位置推定を行ったときの感度分布によって，全てのランドマークを観測できるときの感度分布の上限を与えることができる．したがって，配置三角形内の感度分布が小さくなる形を求め，その形の三角形を並べたランドマークの配置とすれば，全てのランドマークが観測可能であるとしたときの感度分布も小さくなることが期待できる．



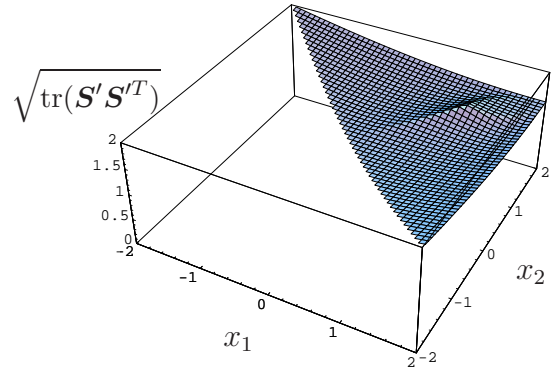
(a) Arrangement of four landmarks



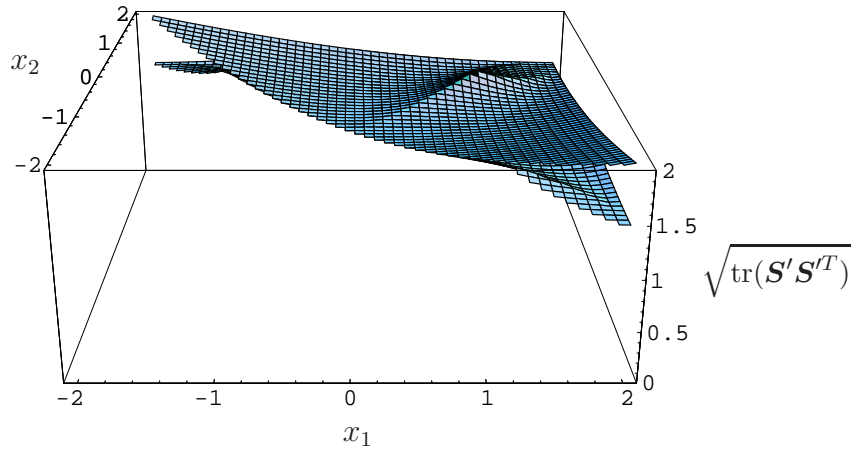
(b) Three landmarks of (a)



(c) In case that the robot can measure all landmarks of (a)



(d) In case that the robot can measure three landmarks of (b)



(e) Comparison of the sensitivity distribution between (c) and (d)

Fig. 5.7: The sensitivity distribution of triangle layout; In side of triangle layout, the sensitivity of self-localization with three landmarks of triangle layout is the upper bound of the sensitivity of the self-localization with more landmarks.



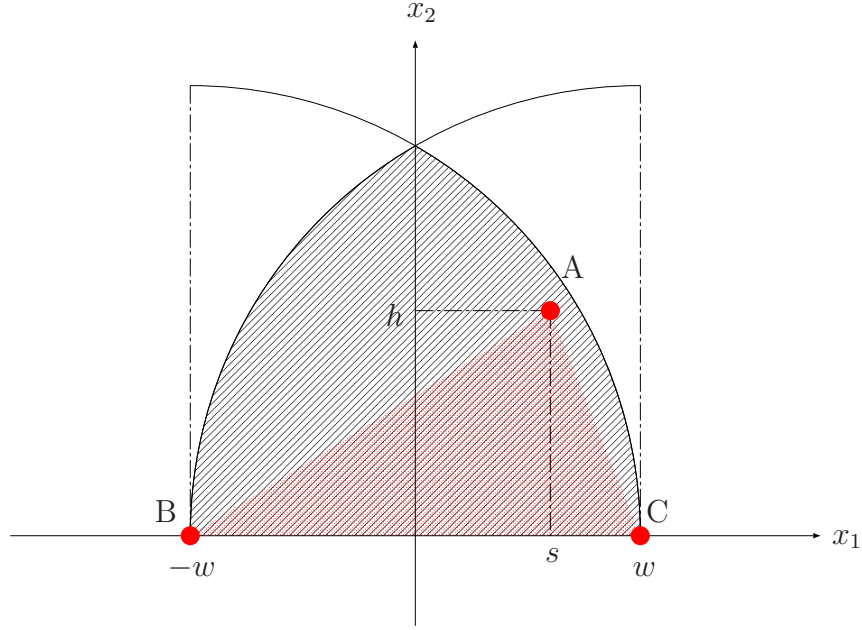


Fig. 5.8: The position of landmark A is restricted to correlate the shape of triangle layout to the parameters  $(w, h, s)$  in one-to-one correspondence.

## 5.4 配置三角形によるランドマークの配置

この節では、感度の上限値が与えられたときに、ロボットに搭載されたセンサに応じてランドマークを配置する手法を提案する．提案する手法の最も大きな特徴は、ランドマークの配置を決める際に感度の計算をする必要がないことにある．

与えられた感度の最大値よりも頂点にあるランドマークのみを観測できるときの配置三角形内の感度が小さくなるような三角形の形と大きさの範囲を求める．ここでも前節と同様に、図5.2における  $w, h, s$  の3つの形状パラメータを用いて配置三角形を表す．各パラメータの値と配置三角形の形とを1対1に対応させるため、配置三角形の最も長い辺の長さを  $2w$  とする．このとき、形状パラメータ間には次の関係がある．

$$\sqrt{(w + |s|)^2 + h^2} \leq 2w \quad (5.6)$$

$w$  の値を固定すると、図5.2のランドマーク A の位置は、図5.8の斜線部のように制限される．

一方、ロボットが距離  $R$  以上離れたランドマークは観測できないとすると、

配置三角形内で3つの頂点を全て観測できるようにするためには、 $w$ の値は、

$$2w < R \quad (5.7)$$

を満たさなくてはならない。

したがって、式(5.6)、(5.7)の2つの条件を満たす配置三角形の中から、配置三角形内の感度が与えられた許容値よりも小さい三角形の形状パラメータ( $w, s, h$ )を求め、この( $w, s, h$ )の範囲内で逐次ランドマークを設置していく。以上の流れを図5.9に示す。

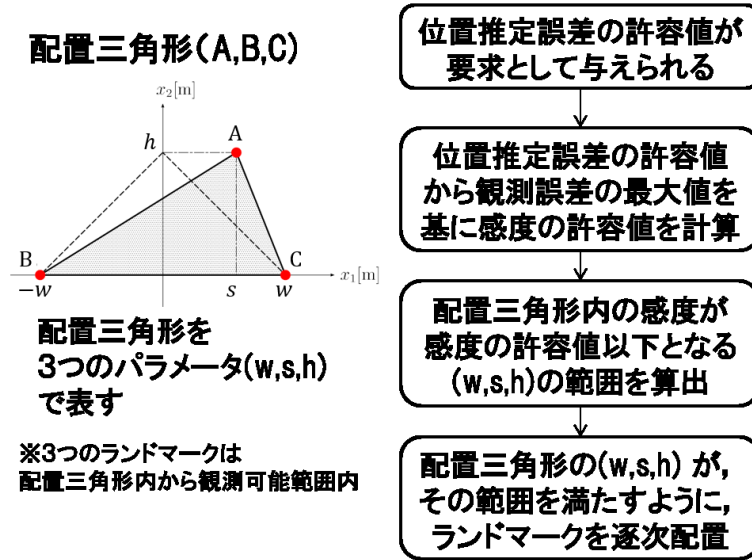


Fig. 5.9: Process flow of arrangement of landmarks

ここで、計測法1と計測法3のそれぞれについて、 $w = \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0\}[\text{m}]$ であるときに、図5.8の頂点Aの位置によって、配置三角形内の感度の最大値がどのように変化するかを調べた。図5.10, 5.11は、頂点Aがそれぞれの位置にあるときの配置三角形内の感度の最大値をプロットしたものである。ここで、等高線は、図5.10では $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)} = \{2, 4, 6, 8, 10\}$ 、図5.10では $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)} = \{0.4, 0.8, 1.2, 1.6, 2.0\}$ の位置に引いている。

例えば、ロボットにランドマークまでの距離を観測するセンサが搭載されている場合、感度の条件として $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)} < 4$ が与えられたときに、 $w = 1.0[\text{m}]$ の配置三角形の頂点Aを配置することができる領域は、図5.12の斜線部となる。

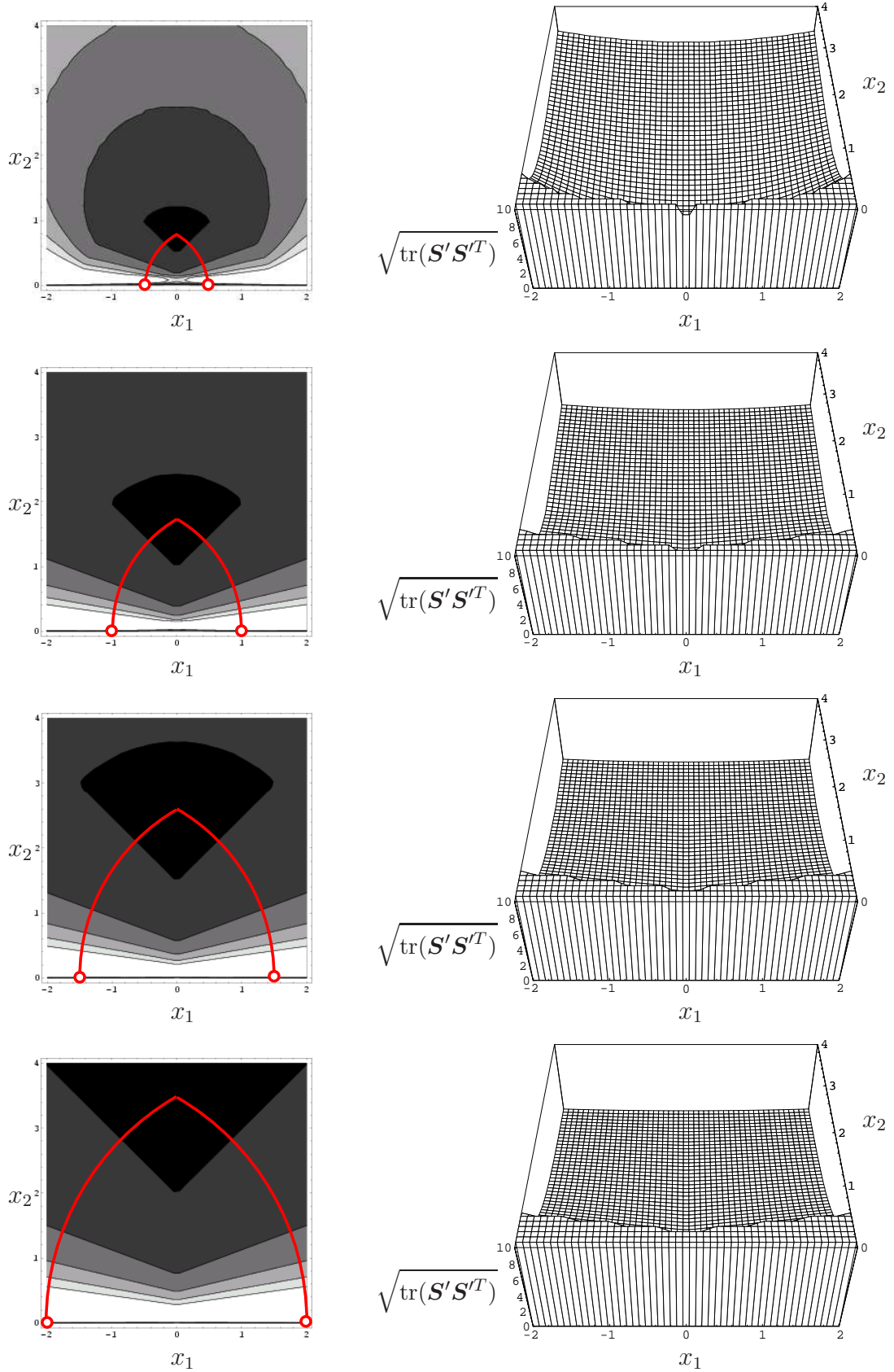


Fig. 5.10: Distribution of Maximum value of sensitivity in inside of triangle layout for landmark position A (Observation: two distances); in the order of:  $w=0.5[\text{m}]$ ,  $1.0[\text{m}]$ ,  $1.5[\text{m}]$ ,  $2.0[\text{m}]$



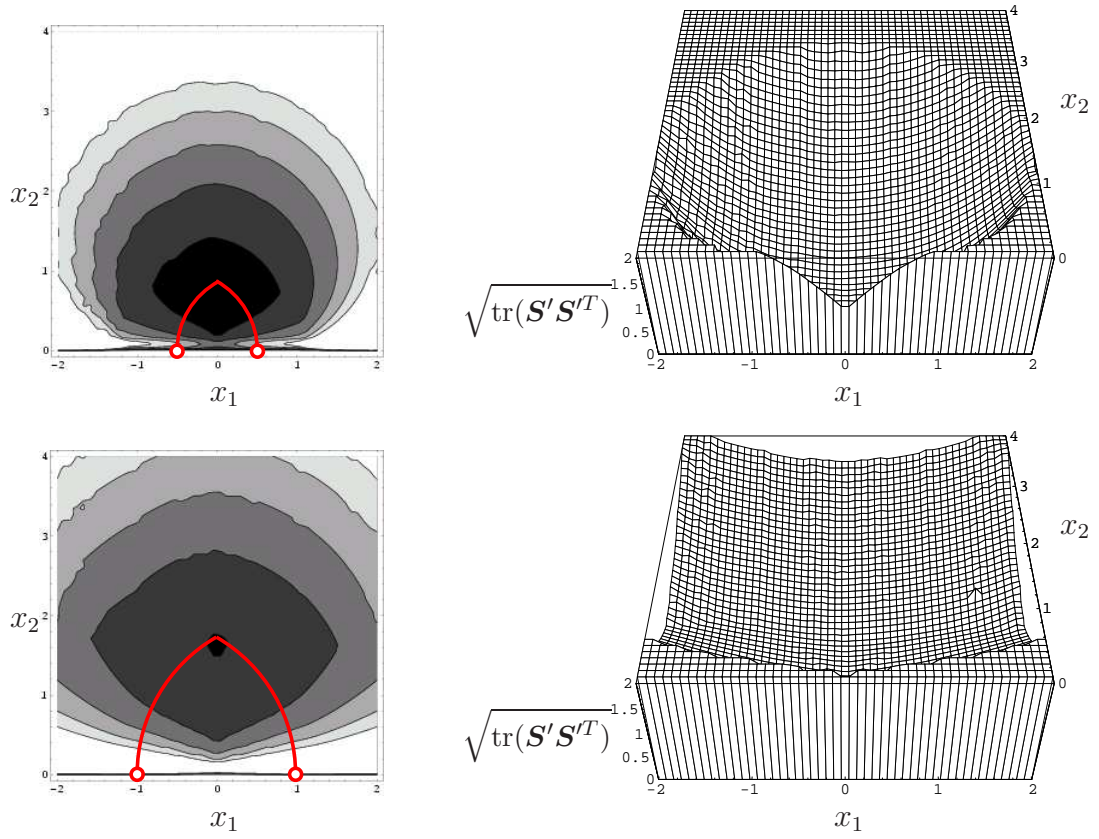


Fig. 5.11: Distribution of Maximum value of sensitivity in inside of triangle layout for landmark A(Observation: two angles); in the order of:  $w=0.5[\text{m}]$ ,  $1.0[\text{m}]$

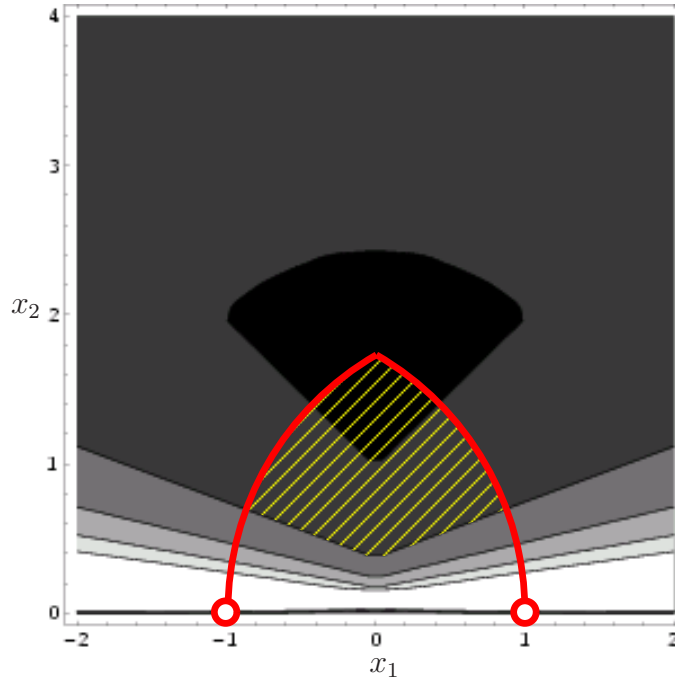


Fig. 5.12: The area where landmark A can arrange to satisfy the sensitivity condition ( $\sqrt{\text{tr}(\mathbf{S}'\mathbf{S}'^T)} < 4$ ), (Observation: two distances,  $w = 1.0[\text{m}]$ )

## 5.5 提案した配置三角形に基づくランドマークの配置設計法の性能評価

配置三角形に基づくランドマークの配置設計手法の有効性を示すため，田代らが提案したランドマークの配置設計手法 [1]と比較した．

田代らが提案した手法では，環境内のどの地点にいても観測できるランドマークが存在し，かつ，観測時の誤差の大きさが所与の一定値以内に抑えられるランドマークの配置設計を，領域競合アルゴリズムにより行う方法を用いている．

ここで，ランドマークは図5.13の境界領域のみに配置できるものとし，超音波アレイセンサの観測可能距離を10mとした．また，自己位置推定の許容誤差  $P_{\max}$  は1mとした．なお，感度の許容値は，観測誤差の最大値  $O_{\max}$  を用いて， $P_{\max}/O_{\max}$  から求めた．

図5.14のように，与えられた許容誤差  $P_{\max}$  に対して，田代らの配置設計手法のほうが，より少ない数のランドマークで配置できる．一方，配置三角形を用いた場合の計算時間のほうが非常に短い．特に，許容誤差が小さい場合には，これらの差は大きくなるため，必要に応じてこれらの手法を使い分けるのがよい．

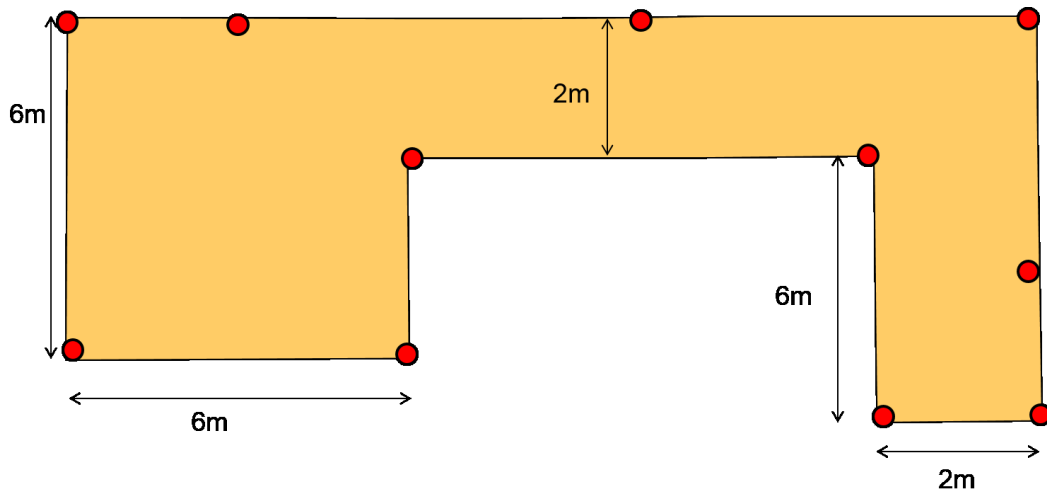


Fig. 5.13: Arrangement area of landmarks

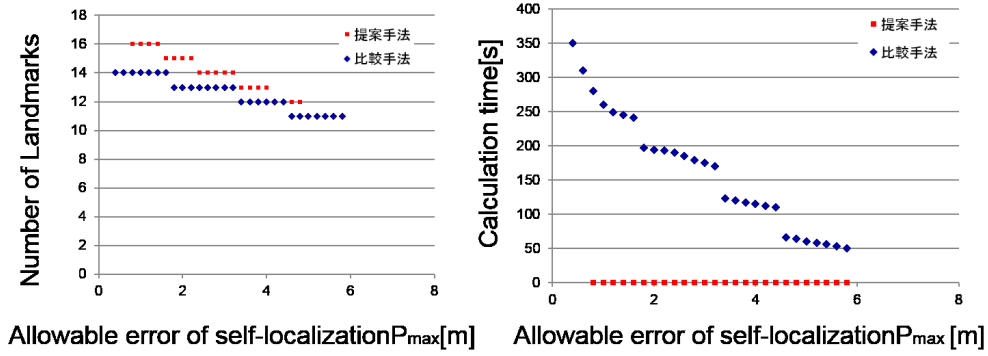


Fig. 5.14: Comparison of simulation result

## 5.6 ランドマーク配置における許容配置誤差の導出

自己位置推定の精度は、分解能のようなセンサの性能だけでなく、ランドマークの配置精度にも依存する。

### 5.6.1 配置誤差に対する感度の定義

ロボットが観測したランドマークの位置を  $\mathbf{l} = (l_1, l_2, \dots, l_{m_L})^T$  とし、それらのランドマークを観測して得られた観測量（距離、角度等のセンサの生データ）を  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_{m_Y})^T$  とする。ただし、 $\mathbf{l}_i = (l_{i1}, l_{i2}, l_{i3})$  は  $i$  番目のランドマークの位置を表す。

計測量  $\mathbf{x}$  が、関数  $\mathbf{f}(\mathbf{y}, \mathbf{l}) = (f_1(\mathbf{y}, \mathbf{l}), f_2(\mathbf{y}, \mathbf{l}), \dots, f_n(\mathbf{y}, \mathbf{l}))^T$  を用いて  $\mathbf{x} = \mathbf{f}(\mathbf{y}, \mathbf{l})$  と計算できるとすると、ランドマークの位置の微小変化  $\Delta \mathbf{l}$  に対する計測量の変化  $\Delta \mathbf{x}$  は次のように書ける。

$$\Delta \mathbf{x} = \left( \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{l}} \right) \Delta \mathbf{l} \quad (5.8)$$

ここで、 $(\partial \mathbf{f} / \partial \mathbf{l})$  はヤコビ行列であり  $\mathbf{S}_L$  とおく。観測誤差に対する感度  $\mathbf{S}$  に対して、以後、 $\mathbf{S}_L$  をランドマークの“配置誤差に対する感度”と呼ぶことにする。

### 5.6.2 配置誤差に対する感度分布

3.2.7節と同様の検討を行った結果、観測誤差に対する感度 $\mathbf{S}$ の場合と同じ理由で、配置誤差に対する感度 $\mathbf{S}_L$ の大きさを表す指標としては、主に、 $\text{tr}(\mathbf{S}_L \mathbf{S}_L^T)$ を用いることとした。図2.26で例に挙げた計測法1～3を用いた自己位置推定について、ロボットの位置に対する $\text{tr}(\mathbf{S}_L \mathbf{S}_L^T)$ の値の分布を図5.15～図5.17の左側に示す。また比較のため、それぞれの図の右側には、 $\text{tr}(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$ の値の分布を示す。

左右の感度分布図を比較すると、定性的には、非常に似た形となっている。そこで、観測誤差に対する感度 $\mathbf{S}$ が小さくなるように計測法を選択することで、同時に、配置誤差に対する感度 $\mathbf{S}_L$ をも小さくできると推測できる。

### 5.6.3 ランドマークの許容配置誤差の見積もり方法

自己位置推定の許容誤差に基づくランドマークの許容配置誤差は、配置感度を利用することで、次のように求めることができる。

$$\text{tr}(\mathbf{S}_y \mathbf{S}_y^T) \|\Delta \mathbf{y}\|_{\max}^2 + \text{tr}(\mathbf{S}_l \mathbf{S}_l^T) \|\Delta \mathbf{l}\|_{\max}^2 \leq \|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}^2 \quad (5.9)$$

$$\|\Delta \mathbf{l}\|_{\max}^2 \leq \frac{\|\Delta \mathbf{x}\|_{\max}^2 - \text{tr}(\mathbf{S}_y \mathbf{S}_y^T) \|\Delta \mathbf{y}\|_{\max}^2}{\text{tr}(\mathbf{S}_l \mathbf{S}_l^T)} \quad (5.10)$$

設置誤差が右辺の最小値より小さくなるようにランドマークを設置すればよい。これは、特に、海外の現場作業員に指示して設置していただく際に非常に重要となる。

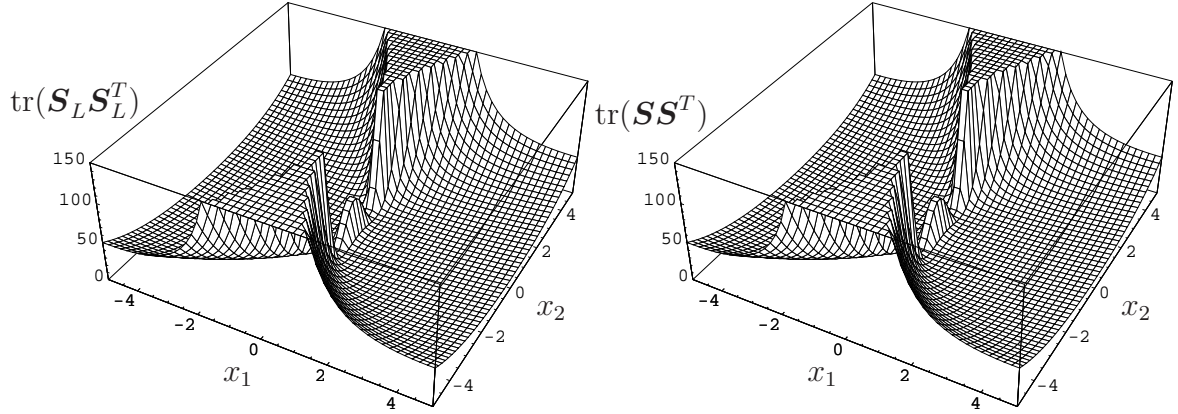


Fig. 5.15: Comparison of the distribution between  $\text{tr}(\mathbf{S}_L \mathbf{S}_L^T)$  and  $\text{tr}(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two distances to landmarks.

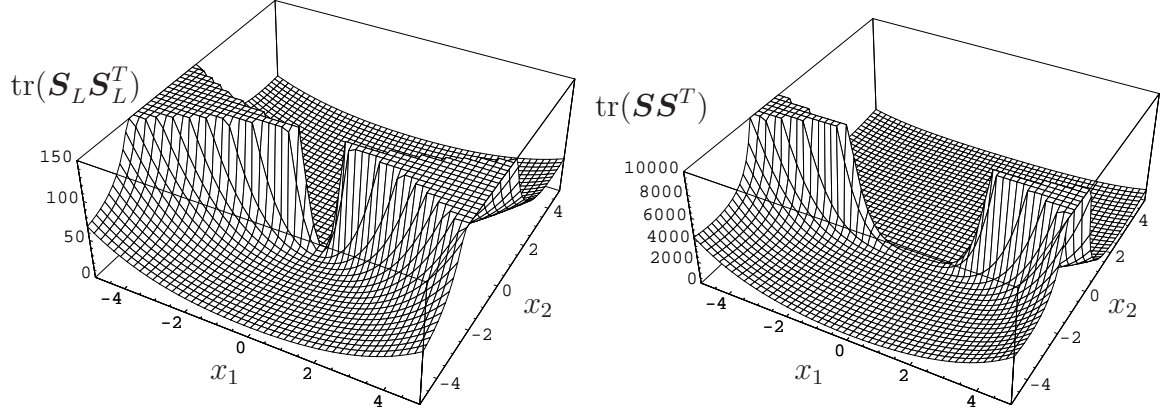


Fig. 5.16: Comparison of the distribution between  $\text{tr}(\mathbf{S}_L \mathbf{S}_L^T)$  and  $\text{tr}(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$  for localization which uses a distance to landmark and an angle between two landmarks.

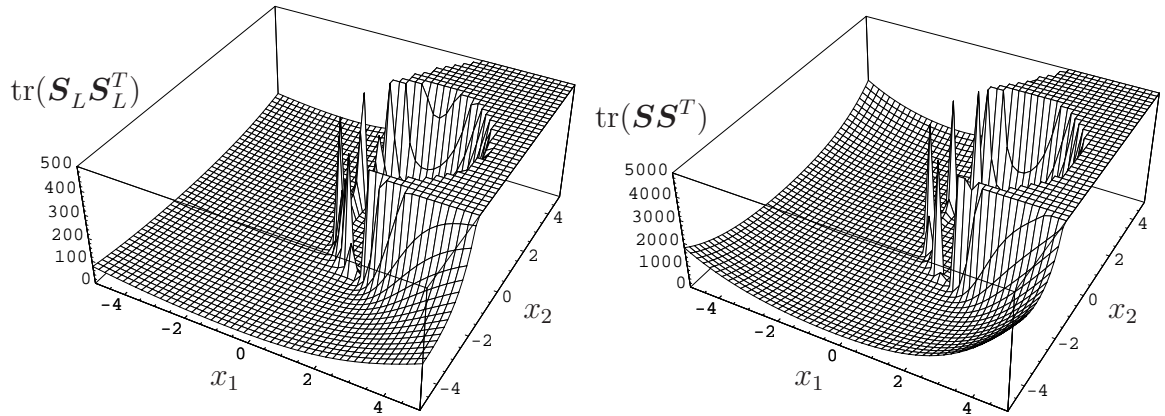


Fig. 5.17: Comparison of the distribution between  $\text{tr}(\mathbf{S}_L \mathbf{S}_L^T)$  and  $\text{tr}(\mathbf{S} \mathbf{S}^T)$  for self-localization which uses two angles between landmarks.

## 5.7 おわりに

本章では、第1章で挙げた、悪環境での自己位置推定における11項目の課題のうち、次の4つの課題に対処するため、推定位置の許容誤差に応じた形状の配置三角形を使用してランドマークを配置する方法を構築した。

- 課題3      悪天候や土埃などでランドマークが汚れたり、壊れたりする
- 課題9      ランドマークの精度のよい設置や設置位置計測が難しいため、  
             ランドマーク地図のずれが大きい
- 課題10     ランドマークを設置できる場所が制限される
- 課題11     ランドマークの設置位置変更が必要となる場合がある

本章で提案した配置三角形によるランドマークの配置設計手法では、あたかもジグソーパズルのようにロボットが移動する環境内を埋めていく(図5.1)。この手法では、ランドマークを配置する際には三角形の形や大きさの範囲のみを考慮すればよく、感度の計算はその範囲を求めるときのみでよい。これにより、環境の変化によってランドマーク設置可能領域が変更されたり、悪環境により使用できないランドマークが発生した場合にも、推定位置の誤差の大きさを許容値内に抑えつつ、短時間でランドマークを再配置することが可能となった。このことは、環境の変動によりランドマークを頻繁に再配置する必要があり、オンラインでランドマークを配置したいときに有効である。





## 第6章 シミュレーションによる提案 手法の有効性の検証

### 6.1 はじめに

第3章，第4章，第5章で提案した手法の有効性を示すため，露天掘り鉱山での放土作業を模擬したシミュレーションを実施した．ここで，自己位置推定の要求精度を最大誤差1[m]とした．シミュレーションでは，推定位置誤差がこの値以下に収まること，計算時間が実用的な範囲に収まることを確認する．

### 6.2 シミュレーションの想定シーン

露天掘り鉱山では，掘削した鉱石や土砂を積み込んだダンプトラックが，搬送路を走行後，運んできた鉱石や土砂を放土場で降ろすといった作業が発生する．この放土作業には主に，表面放土，崖下放土，立坑放土の3種類があるが，ここでは，図6.1のような，土砂（鉱石が含まれない）を崖下に放土する崖下放土を模擬したシミュレーションを行った．

シミュレーションにおける放土場での放土作業は，図6.2のように，(1)放土場への侵入，(2)切り返し点での停止，(3)後退しながら崖へのアプローチ，(4)崖の手前での精確な停止，(5)崖下への土砂の放土，といった流れで実施した．

ダンプトラックは，図6.1に示したように，直線および円で構成した軌道上を一定速度（時速10km）で正確に移動するものとし，オドメトリおよび観測したランドマークまでの距離およびランドマークの方向を用いて移動中の自己位置を推定する．切り返し点および停止位置での加減速度は， $\pm 1.96\text{m/s}^2$  ( $\pm 0.2\text{G}$ )とした．



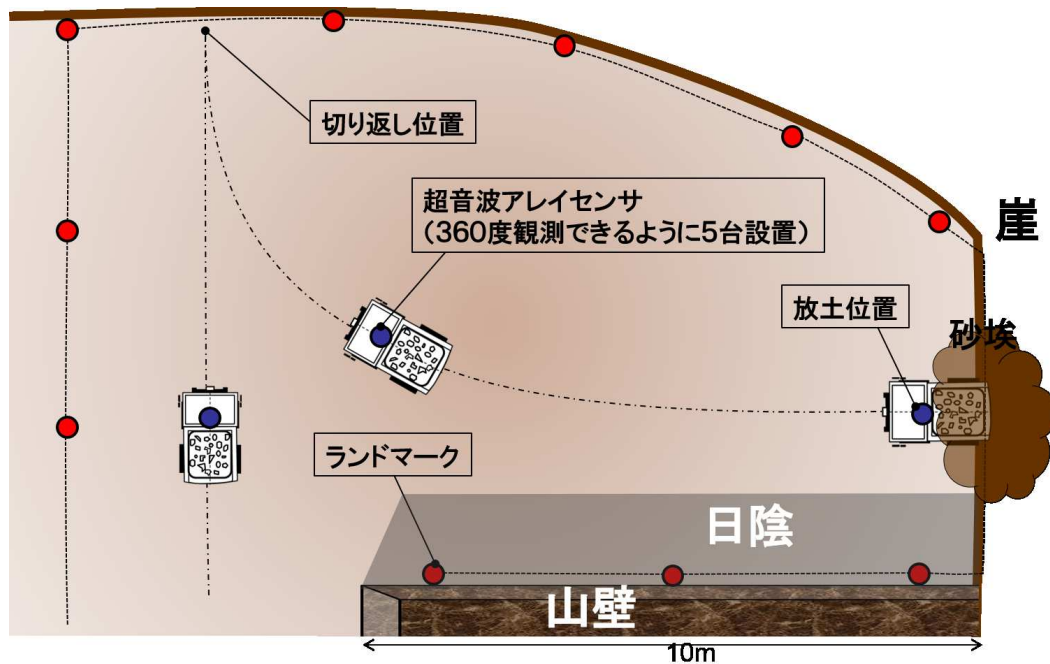


Fig. 6.1: Simulation condition

ここで、放土場ではこぼれた土砂で路面に凹凸が生じやすく、(3)のアプローチにおけるオドメトリの誤差が大きくなる。また、放土作業は複数台のダンプトラックによって次々と実施されており、(3)、(4)の崖近傍においては、土埃が発生しやすい。この土埃は、観測誤差の大きさを拡大する要因となるだけでなく、ランドマークに付着し、その厚みが増していくと、それを検知し取り除くまでランドマークが使用できなくなる。

これらの事象を模擬すべく、本章のシミュレーションは下記のように外乱を与えた。

まず、放土場におけるオドメトリ誤差については、(株)日立製作所製のダンプトラック EH3500ACII の仕様を参考に、車輪速、ヨーレートに通常よりも 10[%] 大きな誤差が発生するものとして与えた。

また、ランドマーク観測距離の誤差は、風向きがランダムに、最大風速 20m/s の風が吹くものとし、これにより音速が変動して距離誤差に伝播するものとして与えた。一方、方位計測の誤差は、図 6.3 に示したような日向と日陰の気温差から生じる超音波の屈折の影響を考慮した。超音波の入射角度  $\theta$ 、屈折角度  $\theta'$  の関係は、日向の音速を  $V$  [m/s]、日陰の音速を  $V'$  [m/s] とす

## 放土の手順

### ① 放土場への進入

### ② 切り返し点での停止

### ③ 後退しながら崖に向かう

### ④ 崖の手前で正確に停止

### ⑤ 放土

オドメトリにおける誤差が大きい

・土埃による誤差の大きさ(分散)の変動  
・ランドマークへの泥付着による検出不能が発生

Fig. 6.2: Dumping procedure of the simulation

ると,  $\sin(\theta)/\sin(\theta') = V/V'$  の関係が成り立つ. また, 気温  $T$  と音速  $V$  の関係  $V = 331.5 + 0.6T$  から, 超音波ビームの角度変化  $\Delta\theta$  は, 図6.4のように表される. 鉾山における日陰と日向の気温差を最大  $5^{\circ}\text{C}$  と仮定し, 超音波ビームの角度変化を発生させ, ランドマークの方位計測の誤差とした.

シミュレーションでは, さらに, 放土作業の間にランダムなタイミングで使用できないランドマークを発生させた.

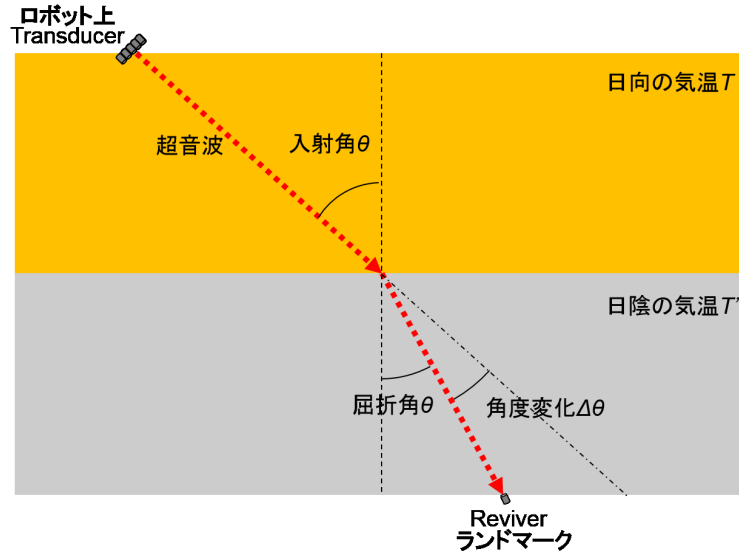


Fig. 6.3: The refraction of ultrasonic waves at the boundary surface between different temperature areas

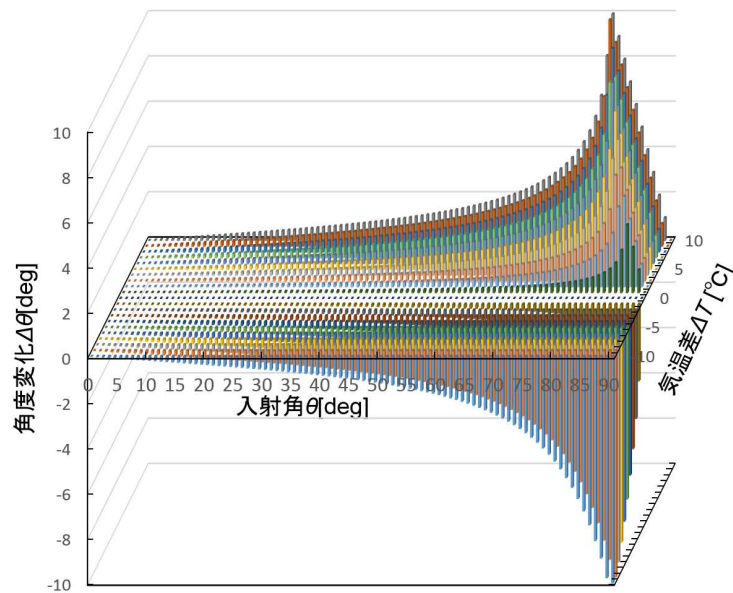


Fig. 6.4: Relation among incident angle  $\theta$ , temperature difference  $\Delta T$  and direction change of ultrasonic wave  $\Delta\theta$

### 6.3 シミュレーションに使用するランドマーク観測データ

風や気温変化がないときのランドマークの観測誤差は、次のように与えた。

まず、(株)トプコン製トータルステーション GPT7000を使用して超音波アレイセンサとランドマーク(超音波受信素子)の位置を精確に測位した。測定の様子とランドマークを測定した位置を図6.5, 図6.6に示す。

測位結果を用いて算出した超音波アレイセンサとランドマーク間の距離および超音波アレイセンサからみたランドマークの方位と、2章で示した位置推定システムで観測した距離, 方位とを比較した。図6.7, 図6.8に, トータルステーションによる測位結果を真値とした位置推定システムの距離および方位観測の誤差の標準偏差を示す。

なお, 第4章のシミュレーションにおける誤差分散の大きさの最小値は, これらの値を設定した。一方で, 誤差分散の大きさの最大値は, 最大風速20m/sの風, 最大気温差5°Cが最も観測値に影響を与えたときの誤差とした。

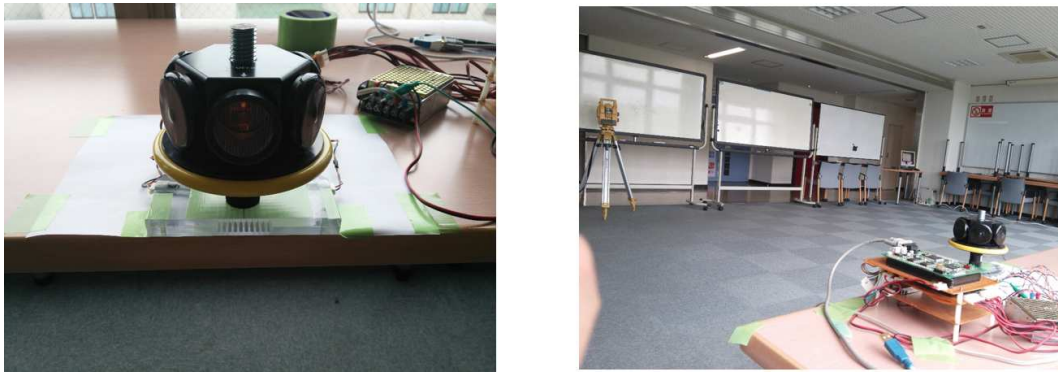


Fig. 6.5: Measurement of the observation error of the proposed self-localizing system

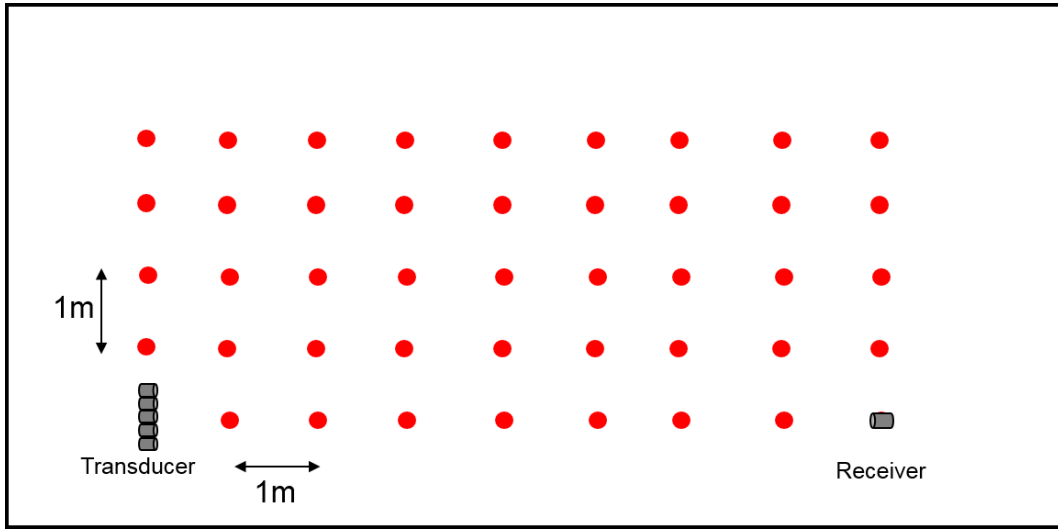


Fig. 6.6: The location of landmarks used to measure the observation error

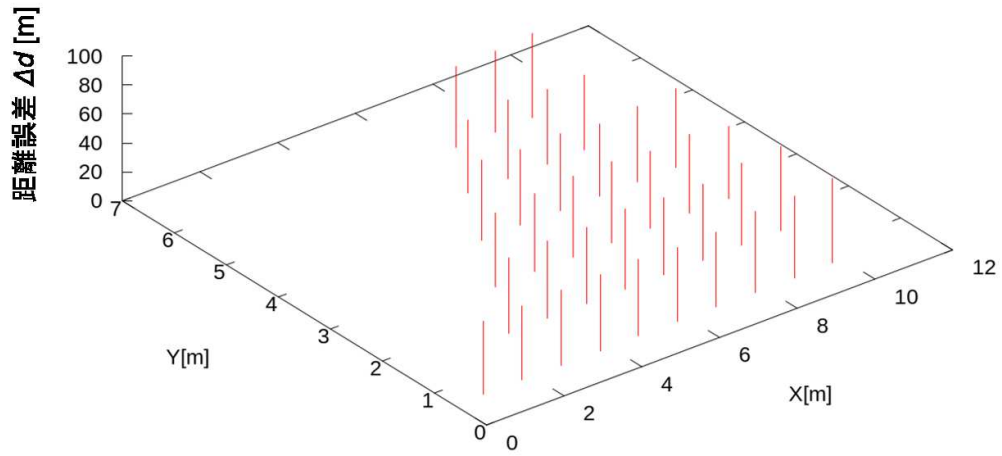


Fig. 6.7: The observed distance error to landmarks

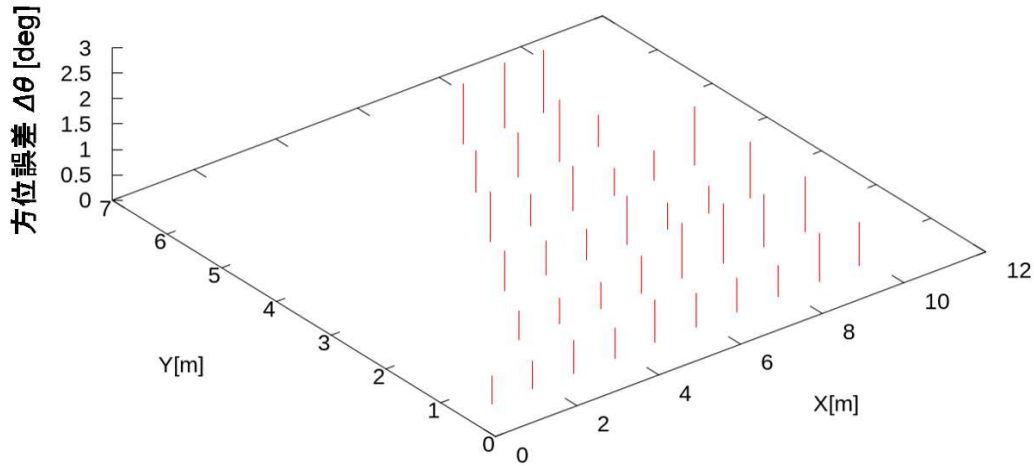


Fig. 6.8: The observed direction error to landmarks

	配置	①進入	②切り返し	③後退	④停止
最大位置誤差 [m]	0.9m	0.5m	0.2m	0.7m	0.2m
最長計算時間[s]	10s	0.1s	0.5s	0.1s	0.7s

Fig. 6.9: Simulation result of the proposed methods

## 6.4 露天掘り鉱山での放土シミュレーションによる提案手法の有効性の検証

上記の条件で1000回のシミュレーションを行い、(1)から(4)における推定位置の誤差の最大値と、各サンプリング(ランドマークの観測および選択)における計算時間を図6.9に示す。

図6.9のように、自己位置推定の要求精度である最大誤差1[m]に対して、本論文で提案した手法を用いて推定した自己位置の誤差がこの値以下に収まり、計算時間も実用的な範囲となることがわかった。

一方、本論文で提案した手法を使わなかったときの位置推定誤差の最大値を、図6.10に示した。シミュレーション結果をみると、2 m以上の自己位置推定誤差が生じているものもあり、ダンプトラックの推定位置から求めたダンプトラックの後輪位置が、シミュレーションで想定した崖からはみ出しているものも見受けられた。このことは、現実の露天掘り鉱山の放土場におい

		①進入	②切り返し	③後退	④停止
4章	$\text{tr}(S'S'^T)$ に基づく選択なし (観測可能な2つをランダムに使用)		2.1m		2.5m
	誤差楕円を考慮した選択なし (推定位置に基づく選択)		2.2m		2.5m
5章	$\text{tr}M'_k$ に基づく選択なし ( $\text{tr}(S'S'^T)$ に基づく選択)	2.7m		3.2m	
	パラメータの設定( $\rho = 10$ )	1.2m		1.5m	

Fig. 6.10: The result in case of not using the proposed method

て、崖から転落することを意味している。

## 6.5 おわりに

本章では、露天掘り鉱山での放土作業を模擬したシミュレーションによって、悪環境下での自己位置推定における提案した手法の有効性を示した。実際のダンプトラックによる位置推定への適用では、ダンプトラックの搭載方法の検討が必要となるが、本研究の範囲を超えているため、ここでは扱わない。

## 第7章 結論

本研究では，超音波アレイセンサを用いて悪環境下でも位置推定精度の劣化を抑える自己位置推定システムを構築するとともに，悪環境下での冗長なランドマークの選択手法として，感度に基づく選択手法を提案した。また，本研究では，与えられた自己位置推定の許容誤差に対して，ランドマークの配置とその精度を適切に設計するためのフレームワークを提供しており，これは，超音波灯台システム以外にも適用可能と考えている。

本論文では，フィールドロボットが悪環境で自己位置を高い信頼性をもって推定するための課題として，次の11項目を挙げた。

- 1 位置推定に使用する外界認識用センサに耐環境性（防水性，防塵性，広い動作温度など）が求められる
- 2 オドメトリによる推定位置の誤差が大きい
- 3 悪天候や土埃などでランドマークが汚れたり，壊れたりする
- 4 障害物によるランドマークの隠れ（オクリュージョン）が発生する
- 5 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの検出が難しい
- 6 悪天候や土埃などが発生するとランドマークの観測誤差が大きい
- 7 時刻や場所で環境が変動するためランドマークの観測誤差が変動する
- 8 時刻や場所で観測誤差が変動するため観測誤差の大きさの推定が難しい
- 9 ランドマークの精度のよい設置や設置位置計測が難しいため，ランドマーク地図のずれが大きい
- 10 ランドマークを設置できる場所が制限される
- 11 ランドマークの設置位置変更が必要となる場合がある

このうち，課題1，課題4，課題5に対しては，第2章で述べたように，悪環境に強いとされる超音波センサを使用し，一方で，その短所である狭い観測範囲やマルチパス，混信が生じるといった問題点を超音波アレイセンサ



を用いた自己位置推定システムを構築することで、このような悪環境の中でも高い信頼性をもってフィールドロボットの位置を推定できるようになった。本研究で取り上げた超音波灯台の問題点とその対策を以下に列挙する。

- (1) 周囲に障害物が多い環境ではマルチパスが発生する  
対策: 超音波の指向性を鋭くし、超音波ビームの送信方向を変更することで、障害物を避けて超音波を観測する
- (2) 空気中では超音波の減衰が大きく観測可能な距離が短い  
対策: 複数の送信素子から位相をそろえた超音波を同時に発振することで超音波の音圧をあげ観測可能距離を延ばす
- (3) 超音波の伝搬速度が遅いため、位置推定に要する時間が長い  
対策: 一度に複数の方向に超音波ビームを送信できるようにし、複数のランドマークを同時に観測できるようにする
- (4) 複数のロボットが超音波を送信し位置を推定しようとする時、ランドマークが複数の超音波を同時に受信してしまい混信が生じる  
対策: 搬送波をロボット毎で異なる ID で符号化し相関をとる
- (5) 距離のみの観測の場合では、特定の位置で誤差が極端に大きくなる  
対策: ランドマークまでの距離だけでなく、ランドマークの方向の観測もできるようにする

次に、課題6、課題7、課題8に対しては、第3章で述べたように、ランドマークの観測誤差から自己位置誤差への誤差伝播を表す感度の大きさを評価指標として、自己位置推定に使用するランドマークやその観測(距離、相対角度)の組み合わせを選択する手法を構築した。また、移動時の位置推定に関しては、第4章で述べたように、悪環境の影響で、カルマンフィルタ適用後の誤差分散が大きくならないように使用するランドマークを選択し、環境に応じたパラメータをカルマンフィルタに設定する方法を構築した。これにより、悪環境において、ランドマークの観測誤差が単に大きいだけでなく、その誤差が時刻や場所で変動し、誤差の大きさがわからない状況でも、適切にランドマークやその観測手段を選択でき、自己位置推定の精度の悪化を防ぐことが可能となった。

また，課題2 に対しては，第3 章，第4 章で述べたように，オドメトリ誤差が大きく，ランドマーク観測時点での推定位置のズレが無視できない場合でも，自己位置の誤差楕円内の感度分布に基づきランドマークを適切に選択する方法を構築した．これにより，悪環境において，オドメトリの大きな誤差が原因で，不適切なランドマークを使用して位置を推定してしまい，フィールドロボットの自己位置のズレが大きくなることを防ぐことが可能となった．

課題3 ，課題9 ，課題10 ，課題11 に対しては，第5 章で述べたように，推定位置の許容誤差に応じた形状の配置三角形を使用してランドマークを配置する方法を構築した．これにより，環境の変化によってランドマーク設置可能領域が変更されたり，悪環境により使用できないランドマークが発生した場合にも，推定位置の誤差の大きさを許容値内に抑えつつ，短時間でランドマークを再配置することが可能となった．

第6 章では，露天掘り鉱山での放土作業での自己位置推定を想定したシミュレーションによって，第2 章から第5 章で提案した手法を評価した．

本論文では，本研究の成果を，建設分野の一つである露天掘り鉱山での放土作業を例に挙げて説明したが，フィールドロボットの適用が期待されている，社会インフラ保全分野，プラント保全分野，農業分野，災害対応分野においても，耐環境型自己位置推定システムとして利用することが可能である．これらの環境でもフィールドロボットが自由に活動できるようになることで，移動ロボットの応用範囲が飛躍的に広がり，それにより新たな社会イノベーションにつながると期待している．



# 参考文献

## 第1 章

- [1] 新エネルギー・産業技術総合開発機構( NEDO) , NEDO ロボット 白書, 2014.
- [2] 独立行政法人石油天然ガス・金属鉱物資源機構, メタルマイニング・データブック, 2009.
- [3] 社団法人建設機械化協会ダンプトラック技術委員会, 海外マイニングにおける超大型建機の稼働例について, 2008.
- [4] 吾郷和史: “MMS(モービルマッピングシステム)を利用した堤防点検技術への活用”, 月刊建設, vol. 59, pp. 18-20, 2015.
- [5] 久武経夫, 中里邦子: “建設機械等の遠隔施工と電波利用”, 建設の施工企画, No. 747, pp. 33-39, 2012.
- [6] 青野 俊宏, 藤井 健二郎, 初本 慎太郎, 神谷 敬之: “起伏地における移動機の位置計測”, 日本ロボット学会, vol. 16, no. 5, pp. 728-733, 1998.
- [7] J. Borenstein and L. Feng: “Gyrodometry: A New Method for Combining Data form Gyros and Odometry in Mobile Robots,” Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 423-428, 1995.
- [8] 小森谷 清, 大山 英明, 谷 和男: “光ファイバージャイロを利用した移動ロボットの位置推定の一手法”, 日本ロボット学会誌, vol. 14, no. 4, pp. 532-537, 1996.

- [9] 前山 洋一, 大矢 晃久, 油田 信一: “移動ロボットの屋外ナビゲーションのためのオドメトリとジャイロのセンサ融合によるデッドレコニング・システム”, 日本ロボット学会誌, vol. 15, no. 8, pp. 1180-1187, 1997.
- [10] 小野 幸彦, 高橋 隆行, 王 志東, 中野 栄二: “自律移動ロボットにおける統計的手法を用いた自己位置推定”, 日本機械学会第76期全国大会講演論文集(IV), pp. 59-60, 1998.
- [11] 春日智恵: “ディジタル標識パターンを用いた自己位置同定法”, 日本ロボット学会誌, vol. 12, no.6, pp. 857-862, 1994.
- [12] 橋本雅文, 大場文憲, 佐藤篤, 鳥居 純: “色標識を用いた移動ロボットの絶対位置・相対位置計測の研究”, 日本機械学会論文集(C編), vol. 62, no. 603-611, 1996.
- [13] 斉 丙辰, 大川 善邦: “移動ロボットの誘導のための立体標識”, 日本ロボット学会誌, vol. 19, no.2, pp. 129-136, 1991.
- [14] 関 啓明, 田中康夫, 高野政晴, 佐々木 健: “超音波灯台を用いた移動ロボットの位置検出システムの開発”, 第14回ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 511-512, 1996.
- [15] 岩田宗之, 高橋英男, 佐々木 健, 高野政晴: “LED灯台を用いた移動ロボット用の位置姿勢検出システム”, 精密工学会誌, vol.61, no.11, pp. 1579-1583, 1996.
- [16] 津村 俊弘, 藤原 直史, 橋本 雅文, 唐 騰: “レーザ灯台を用いた移動体の位置・方位測定法”, 日本ロボット学会誌, vol. 2, no.6, pp. 53-61, 1984.
- [17] 津村 俊弘, 藤原 直史, 橋本 雅文, 唐 騰: “追尾式レーザ灯台を用いた二次元移動体の位置測定法”, 日本ロボット学会誌, vol. 3, no.6, pp. 15-24, 1985.
- [18] 津村 俊弘, 橋本 雅文, 石田 明: “レーザとコーナキューブを利用した3次元移動体の能動位置計測法”, 日本ロボット学会誌, vol. 6, no.1, pp. 26-34, 1987.

- [19] 広瀬 武志: “画像処理による無人搬送車の位置と方位の測定”, 計測自動制御学会論文集, vol. 27, no.5, pp. 524-531, 1991.
- [20] Olle Wijk and Henrik I. Christensen: “Triangulation-based fusion of sonar data with application in robot pose tracking,” IEEE Transactions on Robotics And Automation, vol. 16, no. 6, pp. 740-752, 2000.
- [21] Nicholas Ayache and Olivier D. Faugeras: “Maintaining Representations of the Environment of a Mobile Robot,” IEEE Transactions on Robotics And Automation, vol. 5, no. 6, pp. 804-819, 1989.
- [22] 福田 敏男, 伊藤 茂則, 新井 史人, 安部 靖則, 田中 幸悦, 田中 祥夫: “自律移動ロボットの視覚によるナビゲーションシステム”, 日本機械学会論文集 (C編), vol. 61, no. 582, pp. 332-339, 1996.
- [23] 勝屋 耕一, 八木 康史, 谷内田 正彦: “未知並進運動する移動ロボットにおける静止環境マップの生成”, 日本ロボット学会誌, vol. 16, no. 5, pp. 690-697, 1998.
- [24] 辻 安彦, 八木 康史, 谷内田 正彦: “全方位視覚センサによる動環境での静止環境地図および自己位置の同時推定”, 日本ロボット学会誌, vol. 17, no. 3, pp. 432-438, 1999.
- [25] 辻 安彦, 八木 康史, 谷内田 正彦: “全方位視覚センサを用いたロバストな環境マップ生成と自己位置推定”, 日本ロボット学会誌, vol. 19, no. 1, pp. 59-67, 2001.
- [26] Javier Gonzalez and Rafael Gutierrez: “Mobile Robot Motion Estimation from a Range Scan Sequence,” Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1034-1039, 1997.
- [27] Gerhard Weiß, Christopher Wetzler and Ewald von Puttkamer: “Mobile Robot Motion Estimation from a Range Scan Sequence,” Intelligent Robots and Systems, Munich, Germany, September 12-16, 1994.

- [28] 広瀬 茂男, 長谷川 忠明, 吉田 和弘: “レンジ情報による移動ロボットの位置同定”, 日本ロボット学会誌, vol. 9, no.6, pp. 685-691, 1991.
- [29] 松本 吉央, 稲葉 雅幸, 井上 博允: “視野画像列を利用した経路表現に基づくナビゲーション”, 日本ロボット学会誌, vol. 15, no. 2, pp. 236-242, 1997.
- [30] 松本 吉央, 稲葉 雅幸, 井上 博允: “全方位ビューシーケンスを用いた経路表現と地図表現”, 日本ロボット学会誌, vol. 20, no. 4, pp. 395-403, 2002.
- [31] 岩佐 英彦, 栗飯原 述宏, 横矢 直和, 竹村 治雄: “全方位画像を用いた記憶に基づく位置推定”, 電子情報通信学会論文誌, vol. J84-D-II, no. 2, pp. 310-320, 2001.
- [32] 前田 佐嘉志, 久野 義徳, 白井 良明: “固有空間解析に基づく移動ロボットの位置認識”, 電子情報通信学会論文誌, vol. J80-D-II, no. 6, pp. 1502-1511, 1997.
- [33] 青野 俊宏, 藤井 健二郎, 初本 慎太郎, 神谷 敬之: “ディファレンシャルGPSと内界センサを用いた移動機の位置推定”, 日本ロボット学会誌, vol. 16, no. 5, pp. 728-733, 1998.
- [34] 藤井 陽一郎: “GPS + GLONASS による測位精度の向上”, 日本測量調査技術協会 論文, no. 76, pp. 1-7, 2000.
- [35] 新井 民夫, 木村 久幸, 前田 健太郎, 太田 順, 梅田 和昇: “移動ロボット相互の位置・姿勢実時間計測システムの開発”, 日本ロボット学会誌, vol. 12, no. 3, pp. 472-478, 1994.
- [36] 広瀬 茂男, 倉爪 亮, 長田 茂美: “群ロボットによる協調ポジショニング法”, 日本ロボット学会誌, vol. 13, no. 6, pp. 838-845, 1995.
- [37] 倉爪 亮, 広瀬 茂男, 岩崎 倫三, 長田 茂美, 指田 直毅: “協調ポジショニングシステムの研究”, 日本ロボット学会誌, vol. 14, no. 8, pp. 1229-1236, 1996.

## 第2 章

- [1] Takayuki Takahashi, Ryosuke Takahashi, SeongHee Jeong, “Ultrasonic phased array sensor for an electric travel aids for visually impaired people,” International Conference on Mechatronics and Information Technology, pp. 382-386, 2007.
- [2] (株)村田製作所, 圧電セラミックス(ピエゾタイト®) 応用センサカタログ, 2005.
- [3] 丹沢 勉, 清弘 智昭, 森 英雄: “屋外移動ロボットのための雑音に強い超音波センサ”, 日本ロボット学会誌, vol.15, no.4, pp.62-69, 1997.
- [4] 石山 敏規, 高橋 隆行, 中野 栄二: “複数の超音波センサの混信によって生じる誤動作の確率的考察”, 日本ロボット学会誌, vol.17, no.4, pp.70-77, 1999.

## 第3 章

- [1] 石山 敏規, 高橋 隆行, 中野 栄二: “複数の超音波センサの混信によって生じる誤動作の確率的考察”, 日本ロボット学会誌, vol.17, no.4, pp.70-77, 1999.
- [2] 高橋 隆行, 石山 敏規, 中野 栄二: “外乱が存在する環境下でのマルチ超音波センサシステムの誤動作確率”, 日本ロボット学会誌, vol.17, no.8, pp.131-138, 1999.
- [3] 丹沢 勉, 清弘 智昭, 森 英雄: “屋外移動ロボットのための雑音に強い超音波センサ”, 日本ロボット学会誌, vol.15, no.4, pp.62-69, 1997.
- [4] 田代 健治, 太田 順, 林 遠球, 新井 民夫: “人工ランドマークの最適配置設計法”, 日本ロボット学会誌, vol. 14, no. 6, pp. 896-902, 1996.
- [5] 小森谷 清, 大山 英明, 谷 和男: “移動ロボットのためのランドマーク観測計画”, 日本ロボット学会誌, vol. 11, no. 4, pp. 533-540, 1993.



- [6] H.Zhuang, Z.S.Roth: “Camera-Aided Robot Calibration,” p.291, CRC Press, 1996.
- [7] J.H.Borm, C.H.Menq: “Determination of Optimal Measuremet Configurations for Robot Calibration Based on Observability Measure,” Int. J. Robotics Resarch, vol. 10, no.1, pp. 51-63, 1991.
- [8] 遠山茂樹, 波多江茂樹: “スカラロボットの絶対位置決め精度の補正”, 精密工学会誌, vol 58, no.6, pp.79-84, 1992.
- [9] Yukihiro ono, Takayuki Takahashi and Eiji Nakano: “Design and Performance Evaluation of Self-Localization with Landmarks,” Proceedings of the 2001 International Conference on Control, Automation and Systems, pp. 1106-1109, 2001.
- [10] J. De Geeter, J. De Schutter, H. Bruyninckx, H. Van Brussel and M. Decréton: “Tolerance-weighted L-optimal experiment design: a new approach to task-directed sensing,” Advanced Robotics, vol. 13, no. 4, pp. 401-416, 1999.
- [11] 加藤寛一郎, “最適制御入門レギュレータとカルマンフィルタ”, 東京大学出版会, 1987.

## 第4 章

- [1] Kalman, R. E.: “A new approach to linear filtering and prediction problems,” Trans. ASME, J.Basic Eng., vol. 82, pp. 35-45, 1960.
- [2] 橋本 雅文, 大場 史憲, 藤川 泰司, 今牧 和敏, 西田 哲生: “レーザ位置計測とデッドレコニングの統合による車輪型移動ロボットの位置推定法”, 日本ロボット学会誌, vol. 11, no. 7, pp. 1028-1038, 1993.
- [3] 前山 洋一, 大矢 晃久, 油田 信一: “移動ロボットのための遡及的現在位置推定法”, 日本ロボット学会誌, vol. 15, no. 7, pp. 115-121, 1997.

- [4] Johnson, D.G., Hill, J.J. : “Improvement control of a sensor-based industrial robot,” Proceedings of the 24th IEEE Conference on Decision and Control, pp 364-365, vol.1, 1985.
- [5] Nakamura, T., Ueda, M.: “Estimation of a robot vehicle position by Kalman filtering,” Trans. Soc. Instrum. & Control Eng. , pp. 8-14, vol.19, no.1, Jan. 1983.
- [6] Olle Wijk and Henrik I. Christensen: “Triangulation-based fusion of sonar data with application in robot pose tracking,” IEEE Transactions on Robotics And Automation, vol. 16, no. 6, pp. 740-752, 2000.
- [7] Nicholas Ayache and Olivier D. Faugeras: “Maintaining Representations of the Environment of a Mobile Robot,” IEEE Transactions on Robotics And Automation, vol. 5, no. 6, pp. 804-819, 1989.
- [8] G. Garcia, Ph. Bonnifait and J-F. Le Corre: “A Multisensor Fusion Localization Algorithm with Self-Calibration of Error-Corrupted Mobile Robot Parameters,” Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 391-397, 1995.
- [9] 竹内 一雅, 太田 順, 池田 和生, 相山 康道, 新井 民夫: “人工ランドマークを用いた移動ロボットのナビゲーション”, 日本機械学会論文集(C編), vol. 66, pp. 125-132, 2000.

## 第5 章

- [1] 田代 健治, 太田 順, 林 遠球, 新井 民夫: “人工ランドマークの最適配置設計法”, 日本ロボット学会誌, vol. 14, no. 6, pp. 896-902, 1996.
- [2] 竹内 一雅, 太田 順, 池田 和生, 相山 康道, 新井 民夫: “人工ランドマークを用いた移動ロボットのナビゲーション”, 日本機械学会論文集(C編), vol. 66, pp. 125-132, 2000.

- [3] Sinriech, D., Shoval, S.: "Landmark configuration for absolute positioning of autonomous vehicles," IIE Trans. (Netherlands), pp. 613-624, vol.32, no.7, July 2000.
- [4] Salas, J., Gordillo, J.L. : "Optimized landmark arrangement for absolute localization-a practical approach," Progress in Artificial Intelligence - IBERAMIA 98. 6th Ibero-American Conference on AI. Proceedings, pp. 274-282, 1998.
- [5] Rupp, T., Levi, P.: "Optimized landmark arrangement for absolute localization-a practical approach," Proceedings. 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2000), pp. 448-453 vol.1, 2000.
- [6] Bulusu, N., Heidemann, J., Estrin, D. : "Adaptive beacon placement," Proceedings 21st International Conference on Distributed Computing Systems, pp. 489-498, 2001.
- [7] Shoval, S., Sinriech, D. : "Analysis of landmark configuration for absolute positioning of autonomous vehicles," J. Manuf. Syst. (USA), pp. 44-54, vol.20, no.1, 2001.
- [8] Sutherland, K.T., Thompson, W.B. : "Pursuing projections: keeping a robot on path," Proceedings 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3355-3361, vol.4, 1994.
- [9] Okabe, A. and Suzuki, A.: "Stability of spatial competition for a large number of firms on a bounded two-dimensional space," Environment and Planning A, vol. 20, pp. 609-620.

# 謝辞

東北大学教授 田所 諭 先生には，研究に対する目標の与え方・ロボット研究者にとって必要な様々な知識・論文執筆・研究成果の発表などについて，様々な御意見，御指導をいただきました．ここに謹んで感謝申し上げます．また，様々な面でご指導・ご支援をいただいた東北大学准教授 大野 和則 先生に心から感謝いたします．

福島大学教授 高橋 隆行 先生には，感度を用いた自己位置推定の評価に関しまして，多くの有意義なご指摘とご助言を頂くとともに，超音波アレイセンサを用いた自己位置推定システムの開発に関しましてもご支援を賜りました．ここに深く感謝いたします．

東北大学田所研究室の皆様方にも多くのご助力，ご協力をいただきました．また，研究室秘書の皆様にも，本研究や学生生活に関する事務手続きにおいて多くの援助をいただきました．本当にありがとうございました．

最後に，ここに至るまで見守り支え続けてくれた家族，友人達に心から感謝の意を示し，論文の結びといたします．

2016 年 1 月 12 日

小野 幸彦



# 本論文に関連する論文・講演

本論文に関連する論文・講演は次の通りである.

## 査読付き国際会議において発表した論文

- (1) Y.Ono, R.Takahashi, T.Takahashi, S.JEONG, K.Ohno and S.Tadokoro: “Self-Localization with Ultrasonic Sensor Array”, Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2008), pp.1-6, 2008.
- (2) Y.Ono, T.Takahashi, and E.Nakano, “Robust self-localization of mobile robots based on Kalman filter in dynamically changing environment”, Proceedings of the 3rd International Conference on Mechatronics and Information Technology (ICMIT2005), 2005.
- (3) Y.Ono, T.Takahashi, and E.Nakano, “Use of Sensitivity for Optimal Self-Localization with Landmarks”, Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2004), pp.1-6, 2004.
- (4) Yukihiro Ono, Takayuki Takahashi and Eiji Nakano, “Design and Performance Evaluation of Self-Localization with Landmarks”, Proceedings of the 2001 International Conference on Control, Automation and Systems, pp.1106-1109, 2001.

## 学会において口頭発表もしくはポスター発表した論文

- (1) 小野 幸彦, 高橋 隆行, 王 志東, 中野 栄二, “自律移動ロボットの外界センサによる自己位置計測法に対する評価手法”, 第18回ロボット学会学術

講演会予稿集, pp.107-108, 2000.

- (2) 小野 幸彦, 高橋 隆行, 王 志東, 中野 栄二, “外界センサを用いた自律移動ロボットの自己位置推定に関する誤差評価”, ロボティクス・メカトロニクス講演会'00, 2A1-71-094, 2000.
- (3) 小野 幸彦, 高橋 隆行, 王 志東, 中野 栄二, “自律移動ロボットの複数の外界センサによる自己位置推定に関する基礎的な検討”, 第17回ロボット学会学術講演会予稿集, pp.113-114, 1999.
- (4) 小野 幸彦, 高橋 隆行, 王 志東, 中野 栄二, “自律移動ロボットにおける統計的手法を用いた自己位置推定”, 日本機械学会第76期全国大会講演論文集(IV), pp. 59-60, 1998.
- (5) 小野 幸彦, 高橋 隆行, 王 志東, 中野 栄二, “自律移動ロボットの自己位置推定とナビゲーション”, 日本機械学会東北学生会第28回学生員卒業研究発表会, 1998.